

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur Et de La Recherche Scientifique



Université de Ghardaïa

Faculté des Sciences et Technologies
Département d'automatique et électromécanique

Mémoire présenté en vue de l'obtention du diplôme de

MASTER

Domaine : *Sciences et Technologies*

Filière : *Automatique*

Spécialité : *Automatique et système*

Par : BENSABA Abdellatif et GUERBOUZ Abdesselam

Thème

Commande d'un modèle de la grue industrielle 3D

Soutenu publiquement le 30/09/2020

Devant le jury :

AZZAOUI Mohammed

Université de Ghardaïa

Président

HACENE Nacer

Université de Ghardaïa

Examineur

FIHA KHIR Mehdi

Université de Ghardaïa

Encadreur

Année universitaire 2019/2020

Dédicaces

Â ma chère Mère et cher père, pour votre soutien et encouragement.

Â ma chère sœur, mes frères Amine, Toufik, Khalil, Housseem et Tadj Eddine, pour votre support.

Â ceux qui croiront toujours en moi. A vous tous un grand merci.

Â vous tous, je dédie ce travail...

BENSAHA Abdellatif

Â ma chère mère, ta présence à mes côtés a toujours été ma source de force dans les durs moments de ma vie.

Â mon cher père, toi qui m'as soutenue durant mon parcours.

Â mes frères Abdelmounim et Abdelwahab.

Â vous tous, je dédie ce travail...

GUERBOUZ Abdesselam

Remerciements

En premier lieu, nous remercions le bon dieu, tout puissant, de nous avoir donné la force pour survivre, ainsi que l'audace pour dépasser les difficultés.

Nous voulons adresser toute notre gratitude à notre encadreur M. FIHA KHIR Amine Mehdi, pour l'aide qu'il nous a fournie et les connaissances qu'il a sues nous transmettre. Nous le remercions également pour sa disponibilité, ses conseils avisés qui ont contribué à alimenter notre réflexion et sa supervision éclairée tout au long de la rédaction du mémoire.

Nous souhaitons adresser nos remerciements les plus sincères à Mohammed AZZAOUÏ pour avoir bien voulu présider le jury ainsi qu'à M. Nacer HACENE pour avoir accepté d'examiner notre travail.

Nous tenons à saisir cette occasion et adresser nos remerciements au corps professoral de notre spécialité, qui déploie de grands efforts pour assurer à leurs étudiants une formation actualisée.

Nos plus vifs remerciements s'adressent à nos parents. Ils nous ont donné toutes les chances de réussir et nous ont encouragés dans les moments les plus difficiles. Puissent-ils trouver dans ce travail l'aboutissement de leurs efforts et leurs sacrifices.

Nous remercions aussi les amis et collègues qui nous ont apporté leur soutien moral et intellectuel tout au long de notre travail.

Table des matières

Liste des tableaux	iv
Table des Figures.....	v
Liste des abréviations	vii
Introduction générale.....	1
CHAPITRE I : Généralités sur les ponts roulants	4
I.1. Introduction	4
I.2. Définition.....	5
I.3. Principaux mouvements d'un pont roulant :	6
I.4. Les systèmes Anti balancement	7
I.5. Conclusion.....	8
Chapitre II : Description et modélisation du 3D Crane.....	10
II.1. Introduction.....	10
II.2. Description de grue 3D :	10
II.3. La dynamique de grue 3D :.....	12
II.4. Le modèle mathématique du système « 3DCrane ».....	15
Modèle mathématique simplifié avec 3 forces de contrôle :	18
Modèle mathématique non linéaire complète avec 3 forces de contrôle.....	18
II.5. Le modèle mathématique du system 3Dcrane Par Euler-Lagrange.....	19
II.6. Conclusion	20
Chapitre III : Stratégie et synthèse des commandes	22
III.1. Introduction :	22
III.2. Commande par logique floue.....	23
III.2.1. Généralité sur la logique floue.....	23
III.2.1.1. Bref historique :	23
III.2.1.2. Principe de la logique floue :	24
III.2.1.3. Les concepts de base de la logique floue.....	25
III.2.1.4. Réglage par logique floue	28
III.2.1.5. Types de régulateurs flous :.....	32
III.2.1.6. Avantage et inconvénients du régulateur par logique flou	33
III.2.2. Synthèse du régulateur floue pour 3D crane.....	34
III.3. La commande neuro-floue	36
III.3.1. Généralité sur les réseaux de neurones	36
III.3.1.1. Le neurone biologique	36

III.3.1.2. Le neurone formel (Artificiel)	37
III.3.1.3. Le réseau de neurones.....	39
III.3.1.4. L'apprentissage des réseaux de neurones :.....	40
III.3.1.5. Rétro propagation : [22].....	41
III.3.1.6. Avantages et Inconvénients des réseaux de neurones	45
III.3.1.7. Réseau neuro-floue	45
III.3.1.8. ANFIS (Adaptive-Network-based Fuzzy Inference System)	46
III.3.2. Synthèse de commande par ANFIS pour 3D crane	48
III.3.2.1. Les résultats d'apprentissage :	49
III.3.2.2. Interprétation des résultats	50
III.3.3. Commande hybride glissante floue et neuro-floue	50
III.3.3.1. Commande par mode glissant :.....	50
III.3.3.2. Configuration de base des systèmes à structure variable.....	50
III.3.3.3. Théorie de la commande par modes glissants	52
III.3.3.4. Phénomène de broutement (chattering) :	55
III.3.3.5. La Commande hybride glissante- (floue / neuro-floue).	55
III.4. Conclusion :	58
Chapitre IV : Résultats de la simulation des commandes	59
IV.1. Introduction	59
IV.2. Résultats des simulations et expérimentaux	59
IV.2.1. Résultat de poursuite	59
IV.2.1.1. Régulation PID	59
IV.2.1.2. La commande par la logique floue :	62
IV.2.1.3. La commande ANFIS.....	63
IV.2.1.4. La Commande hybride glissante-floue type ($e; de$)	64
IV.2.1.5. La Commande hybride glissante-floue type (s ; ds).....	65
IV.2.1.6. La Commande hybride glissant-Neurofloue.....	66
IV.2.2. Interprétation des résultats :.....	69
IV.2.3. Les tests de performances :	69
Perturbation externe	Error! Bookmark not defined.
IV.2.3.1. Interprétation des résultats :	75
IV.2.3.2. Changement de la consigne	Error! Bookmark not defined.
IV.2.3.3. Interprétation des résultats :	87
IV.3. Conclusion sur les résultats des commandes	87
Conclusion générale	90

ANNEXE.....	91
BIBLIGRAPHIE	100

Liste des tableaux

TABLEAU II. 1: paramètres de 3D Crane.	11
TABLEAU II. 2 : les données techniques de moteur cc RH158.24.75	13
TABLEAU II.3 : Variables d'état mesurées	16
TABLEAU II.4: Paramètres dynamiques du 3DCrane.	17
Tableau III.1: Types des fonctions d'appartenance usuelles	26
Tableau III.2 : Opération de base sur les sous ensemble floue	28
Tableau III.3: base des règles de régulateur floue de l'axe Z	35
Tableau III.4: La transition entre le neurone biologique et le neurone formel	38
Tableau III.5: Les paramètres d'apprentissage.	49
Tableau III.6: matrice d'inférence (e, de)	57
Tableau III.7: matrice d'inférence ($s ; ds$)	57
TABLEAU IV.1: Les paramètres PID	59
TABLEAU IV.2: relevé de performances.	69

Table des Figures

FIGURE I.1: exemples des applications des ponts roulants.....	4
FIGURE I.2 : Pont roulant : schémas générale	5
FIGURE I.3: Principaux mouvements d'un pont roulant.....	6
FIGURE II.1: INTECO 3D Crane.....	10
FIGURE II.2: 3DCrane monté dans un laboratoire.	11
FIGURE II.3: Objet et actionneurs et capteurs du 3DCrane.....	12
FIGURE II.4 :Chariot et unité de mesure 2D. FIGURE II. 5 :Actionneur (moteur cc) axe X.	12
FIGURE II.6 : Moteur cc RH158.24.75.....	13
FIGURE II.7 encodeurs de mesure identiques.	14
FIGURE II.8 : la boucle de commande de 3D Crane.....	14
FIGURE II.9: schémas simplifié de position de la charge.	15
FIGURE II.10: Système 3DCrane (coordonnées et forces de contrôle).	15
FIGURE II.11 : Espace de travail 3DCrane.	16
FIGURE III.1: Comparaison de l'appartenance de la température en logique classique vs la logique floue.....	24
FIGURE III.2 : Variable linguistique.....	25
FIGURE III.3: Représentation d'un sous-ensemble flou et principales caractéristiques	27
FIGURE III.4: Structure de base d'un régulateur flou	28
FIGURE III.5: Exemple de fuzzification.....	29
FIGURE III. 6: Méthode d'inférence max-min pour deux variables d'entrée.	30
FIGURE III.7 : Méthode d'inférence max-prod pour deux variables d'entrée.....	31
FIGURE III.8: Méthode d'inférence somme-prod pour deux variables d'entrée.....	31
FIGURE III. 9 : Structure générale d'un réglage par logique floue	34
FIGURE III.10 : régulateur floue de l'axe X et Y	34
FIGURE III.11: régulateur floue de l'axe Z	34
FIGURE III.12 : Les fonctions d'appartenance régulateur de l'axe X et Y.	35
FIGURE III.13: Les fonctions d'appartenance régulateur de l'axe Z.	35
FIGURE III.14: Le neurone biologique.	37
FIGURE III.15: Architecture d'un neurone formel.....	38
FIGURE III.16: Fonctions d'activation de neurones artificiels [18]	38
FIGURE III.17: réseaux non bouclé monocouche.....	39
FIGURE III.18: réseaux non bouclé multi couche.	40
FIGURE III.19: réseaux de neurone bouclé.	40
FIGURE III.20: Apprentissage supervisé.	41
FIGURE III.21: Apprentissage non supervisé.....	41
FIGURE III.22: principe de l'entraînement du réseau par rétro-propagation du gradient.....	45
FIGURE III.23: représentation de système Neuro-flou.....	46

FIGURE III.24: Différentes architectures des systèmes neuro-flous.	46
FIGURE III.25: l'apprentissage sur l'axe X.	49
FIGURE III.26: l'apprentissage sur l'axe Y.	49
FIGURE III.27: l'apprentissage sur l'axe z	50
FIGURE III.28: configuration par changement de retour d'état.	51
FIGURE III.29: Configuration avec loi de commutation au niveau de l'organe de commande.	51
FIGURE III.30 : Changement de structure avec ajout de la commande équivalente.	52
FIGURE III.31 : Différents modes de convergence pour la trajectoire d'état.	52
FIGURE III.32: Représentation de la fonction Sign.	54
FIGURE III.33: Phénomène de Chattering.	55
FIGURE III.34: Schéma de la commande hybride FSMC.	56
FIGURE III.35: Schéma de la commande hybride NFSMC.	56
FIGURE III.36: schéma de régulateur avec entrées (e ; de).	57
FIGURE III.37: schéma de régulateur avec entrées (s ; ds).	58
FIGURE IV.1: L'évolution sur les axes X, Y et Z (PID).	60
FIGURE IV.2: L'évolution sur les angles α et β (PID).	61
FIGURE IV.3 : régulateur floue- les positions x, y et z.	62
FIGURE IV.4 : régulateur floue- les angles α et β.	63
FIGURE IV.5: régulateur ANFIS : les positions x, y et z.	63
FIGURE IV.6: régulateur ANFIS : les angles α	64
FIGURE IV.7: régulateur hybride glissante-floue type (e; de) : les positions x, y et z.	65
FIGURE IV.8: régulateur : hybride glissante-floue type (e; de) les angles α et β.	65
FIGURE IV.9: régulateur hybride glissante-floue type (s, ds) : les positions x, y et z.	66
FIGURE IV.10: régulateur : hybride glissante-floue type (s, ds) les angles α et β.	66
FIGURE IV.11: régulateur hybride glissante-Neurofloue : les positions x, y et z.	67
FIGURE IV.12: régulateur hybride glissante-Neurofloue : les angles α et β.	67
FIGURE IV.13: comparaisons - les positions x, y -	67
FIGURE IV.14: Les angles α et β.	68
FIGURE IV.15 : les axes x et y.	70
FIGURE IV.16: Les angles α et β.	71
FIGURE IV.17: les positions x et y.	72
FIGURE IV.18: Les angles α et β.	72
FIGURE IV.19: les positions x, y.	73
FIGURE IV.20: Les angles α et β.	73
FIGURE IV.21: les positions x, y. Les angles α et β.	Error! Bookmark not defined.
FIGURE IV.23: les positions x, y.	75
FIGURE IV.24: Les angles α et β.	75
FIGURE IV.25: les positions x, y, z et les angles α et β.	78
FIGURE IV.26: les positions x, y, z et les angles α et β.	80
FIGURE IV.27: les positions x, y z et les angles α et β.	81
FIGURE IV.28: les positions x, y et les angles α et β	83
FIGURE IV.29: les positions x, y et les angles α et β.	84
FIGURE IV.30: les positions x, y et les angles α et β.	87

Liste des abréviations

PID : Proportionel Intégral Dérivé

DDL : Degré De Liberté

3D : 3 Dimensions

CC : Courant Continu (Direct Current)

μ degré d'appartenance

U univers du discours

A ensemble flou

μ_A fonctions d'appartenance

(A) hauteur

(A) support

u(t) Vecteur de commande

K constant positive

s surface de glissement

λ Constante positive

r degré relative

(**x**) fonction de Lyapunov

U_{eq} commande équivalent

U_d commande discontinue.

INTRODUCTION GENERALE

Introduction générale

L'automatique est la science qui traite de la modélisation, de l'analyse, de l'identification et de la commande des systèmes dynamiques.[25] ou l'un de ses objectifs principaux est de traiter les problèmes de commande des systèmes industriels -qui sont non linéaires naturellement- dans différents domaines, La complexité de la commande des systèmes industrielle augmente avec l'augmentation de degré de liberté de ces derniers, aussi si les système MIMO, et que ses partitions fortement couplé plus de ça la commande devient plus en plus complexe si le nombre de variables de commande en entrées ne recouvre pas à l'ensembles des variables en sortie (commandés), parmi ces systèmes dotés de ces caractéristiques est la grue à 3 dimension (3D crane).

Dans notre travail, on traitera la commande de grue à trois dimensions (3D Crane), le dernier est une plateforme expérimentale éducatif qui représente un modèle réduit de grue ou précisément les grues de type pont roulant qui utilisés pour le levage et le déplacement des charges lourd ; sont largement présents dans toute structure industrielle, où on a besoin de manipuler des objets de masse importante.

En industrie, l'accélération nécessaire pour déplacer le chariot de la grue ou le manque d'expérience de son opérateur peut provoquer des oscillations significatives des charges, et ainsi causer des problèmes de sécurité et de stabilité graves. Ces problèmes ont motivé de nombreux chercheurs à développer des algorithmes de contrôle pour automatiser le fonctionnement des grues.

L'objectif principal de ce travail consiste à commander le système grue à 3 dimension (3D Crane) de 'INTECO', par différentes méthodes de commande, classique, non linéaire et ceux basé sur les concepts de l'intelligence artificiels, puis à discuter et à comparer les résultats et les performances obtenues.

Toutes les commandes présentées dans ce mémoire seront développées sur l'environnement MATLAB Simulink. Les résultats seront discutés dans le dernier chapitre.

Notre mémoire sera subdivisé en quatre grands chapitres :

Chapitre 1 : pont roulant état de l'art :

Pour le but d'enrichissement notre thème nous voulons faire une description générale d'un pont roulant, sa présentation mécanique et leurs principes de fonctionnement.

Chapitre 2 : Description et modélisation du 3D Crane

Ce chapitre comportera une description des caractéristiques techniques du 3D Crane, ses composants électroniques et mécaniques principaux ainsi que sa partie logicielle. Il comportera aussi sa modélisation dynamique

Chapitre 3 : Stratégie et synthèse de commandes

Le troisième chapitre sera consacré à la théorie des commandes implémentés dans notre système, nous citons : la commande par les techniques de l'intelligence artificielle et la commande glissant hybride. L'objectif est tout d'abord d'expliquer le principe de chaque commande puis faire la synthèse des régulateurs.

Chapitre 4 : Résultats de la simulation des commandes

Ce dernier chapitre comportera la simulation des commandes synthétisées. Des commentaires, des explications des résultats, et une comparaison entre les commandes sera faite.

A la fin de ce mémoire, nous ferons une conclusion générale sur l'ensemble de ce travail et on suggérera des perspectives de continuité de travail.

CHAPITRE I :

Généralités sur les ponts roulants

CHAPITRE I : Généralités sur les ponts roulants

I.1. Introduction

Les grues sont largement utilisées pour transporter des charges lourdes et des matières dangereuses dans les chantiers navals, les usines, les installations nucléaires et la construction de bâtiments de haute construction donc ils sont généralement installés dans des halls industriels ou leur prolongement à l'air libre ; Ils peuvent être classés en deux catégories en fonction de leurs configurations : les grues rotatives et les grues portiques.[1] Notre étude est principalement sur les grues de portique ou bien les ponts roulants, ils sont couramment utilisés dans les usines dans plusieurs endroits (les constructions navales, l'armement, les cimenteries, la sidérurgie...) comme montré dans la figure I.1 ; Ce type de grues intègre un chariot, qui se traduit dans un plan horizontal. La charge utile est fixée au chariot par un câble, dont la longueur peut être modifiée par un mécanisme de levage.



FIGURE I.1: exemples des applications des ponts roulants

Les ponts roulants sont utilisés pour déplacer une charge d'un point à l'autre dans le temps minimum de sorte que la charge atteigne sa destination sans se balancer. Les perturbations, comme le vent et la pluie, diminuent également les performances de pont roulant en affectant négativement sa commande. En outre, un opérateur de pont roulant ne peut pas contrôler efficacement une grue en raison du manque d'expérience. Ces problèmes diminuent l'efficacité du travail et, dans certains cas, causent des dommages aux charges ou des accidents de sécurité. Habituellement, un opérateur habile et expert est le responsable de cette tâche. Pendant l'opération, la charge est libre de se balancer dans un mouvement en forme de pendule. Si la balançoire dépasse une limite appropriée, elle doit être amortie ou l'opération doit être arrêtée jusqu'à ce que la balançoire s'éteigne. L'une ou l'autre option consomme du temps, ce qui réduit la disponibilité de l'installation. Ces problèmes ont motivé de nombreux chercheurs à développer des algorithmes de contrôle pour automatiser le fonctionnement des grues, ces algorithmes de contrôle sont conçus pour transférer la charge d'un point à l'autre le plus rapidement possible et, en même temps, l'oscillation de charge est

maintenue en petite durée pendant le processus de transfert et disparaît complètement à la destination de chargement

Pour le but d'enrichissement notre thème nous voulons dans le reste de ce chapitre faire une description générale d'un pont roulant, sa présentation mécanique et leurs principes de fonctionnement ainsi de suite.

I.2. Définition

Les ponts roulants sont des engins de manutention permettant de lever et déplacer des charges lourdes, elles sont utilisées dans différentes industries (c.-à-d., construction, Fabrication, Construction navale, Les centrales hydrauliques et manutention de fret),[2] Généralement on peut dire qu'un pont roulant est un appareil de manutention permettant le levage et le transfert de charges lourdes, Les ponts roulants sont utilisés pour le transport des matériaux lourds que les humains ne peuvent pas manipuler. Comme indique dans la figure I.2, elles ont la capacité de se déplacer la charge verticalement (c'est-à-dire en soulevant et en abaissant) et également dans un plan horizontal. [3]

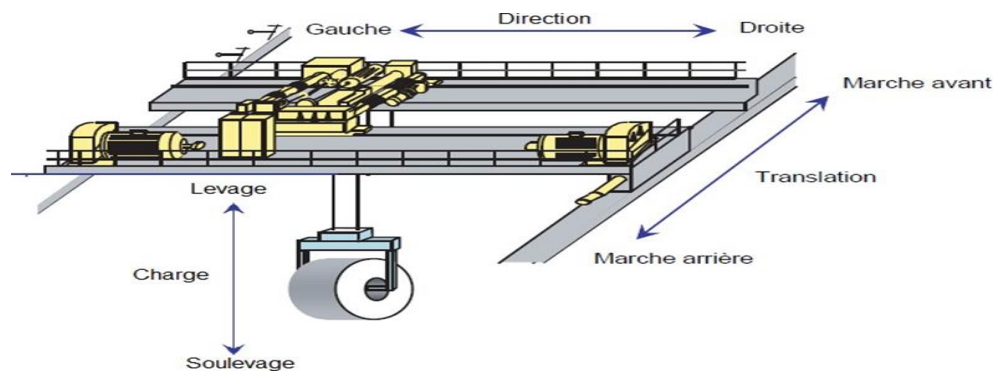


FIGURE I.2 : Pont roulant : schémas générale

Ces appareils permettent la manutention des charges les plus variées. Il y a deux principales raisons pour lesquelles une entreprise pour l'installation d'un pont roulant, ou une série de portiques, dans leur établissement :

- Efficacité : les ponts roulants sont plus efficaces que l'utilisation d'un groupe de travailleurs ou de moteurs de remorquage pour soulever et déplacer du matériel et peuvent fonctionner jusqu'à 2-3 fois plus rapidement.

- Sécurité : un autre avantage de l'installation d'un pont roulant d'une fabrication, d'assemblage ou d'entreposage. Les ponts roulants peuvent être utilisés pour soulever et déplacer des matériaux dans des environnements extrêmes et peuvent manipuler des

matériaux corrosifs ou dangereux comme les métaux chauds, les produits chimiques et les charges lourdes.

Plus que les plus populaires raisons pour l'utilisation d'un pont roulant inclure :

- Chargement ou déchargement de matériaux à partir d'un camion
- Déplacer des matériaux plus efficacement qu'un moteur de remorquage ou de la main d'œuvre
- Retourner ou tirer des matrices dans et hors des machines à emboutir dans une installation de fabrication
- Alimentation de matières premières dans une machine dans une installation de fabrication
- Le déplacement des pièces ou des pièces d'une ligne d'assemblage de manière contrôlée.
- Déplacement de conteneurs autour d'un chantier naval ou d'un chantier ferroviaire

I.3. Principaux mouvements d'un pont roulant :

Comme est montré dans la figure I.3, on peut voir que les différents mouvements d'un pont roulant sont : levage, direction, translation.

- Translation : axe des voies de roulement ou déplacement de rail (droite-gauche).
- Direction : généré par un déplacement du chariot (Avant-arrière).
- Levage : axe vertical ; levage ou descente de la charge

On peut trouver des mouvements complémentaires sur les ponts plus spécialisés comme la rotation etc. [2]

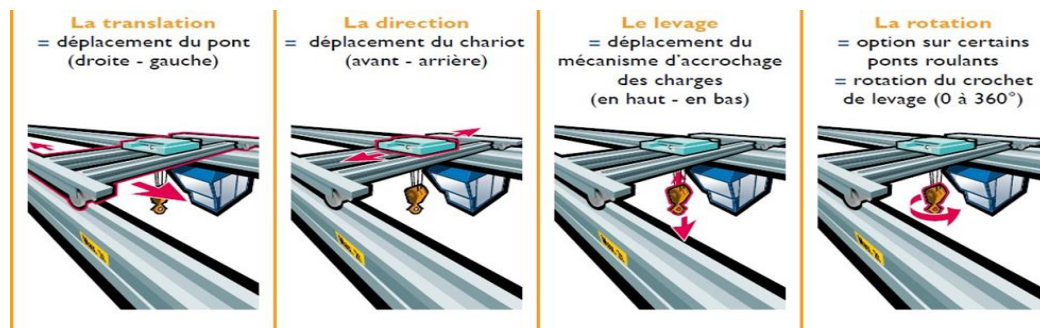


FIGURE I.3: Principaux mouvements d'un pont roulant.

I.4. Les systèmes Anti balancement

Divers ponts roulants sont exploités dans l'industrie car ils permettent d'accroître la rapidité de déplacement de charges et donc de production. La mise en mouvement d'un pont roulant perturbe son équilibre. Le balancement des charges est l'un des grands défis face à l'augmentation des performances, tels que le temps de transfert, la précision et la sécurité des ponts roulant. Si les charges subissent des oscillations durant le mouvement, il peut s'avérer difficile de suivre la trajectoire désirée ou encore d'éviter les obstacles.

Il est très intéressant de réaliser avec précision le déplacement des charges d'un point à un autre, et plus particulièrement d'obtenir un balancement nul de la charge pour une meilleure rentabilité du pont roulant tout en réduisant les risques. A cet effet, des stratégies annulant le balancement ont été conçues. Un pontier habile est capable d'éliminer le balancement manuellement. C'est toujours de loin la solution la plus commune au problème d'anti-ballant. Cependant, un système d'anti-ballant peut souvent réaliser le travail plus rapidement, particulièrement si l'anti-ballant est combiné avec le positionnement automatique, Les systèmes d'anti-ballant existants entrent dans trois catégories principales : [2]

- les anti-ballants mécaniques : des câbles sont attachés à la charge, ils empêcheront celle-ci d'osciller, et cela implique une complexité, un encombrement mécanique et un entretien permanent.

- les anti-ballants actifs (en boucle fermée) : l'angle de balancement est mesuré à l'aide d'une caméra, reliée à un système de traitement d'images, ce système nécessite l'installation d'équipements supplémentaires comme capteur de position et/ou de vitesse ; Il apporte une certaine précision et une certaine robustesse au système commandé.

- les anti-ballants actifs (en boucle ouverte) : La particularité de cette approche est qu'elle opère sans mesure du balancement. Elle calcule une accélération qui permettra au pont d'atteindre une vitesse de commande donnée sans produire un balancement de sa charge. Une commande passive ne peut pas compenser la totalité du mouvement de balancement. Ceci, à cause des sources externes des oscillations de la charge. [4-5-6]

Une fonction d'anti ballant automatique (quel que soit passif ou actif) permet de gagner les avantages suivants :

- Réduction du temps de production : La prévention anti-ballant réduit le temps de cycle de travail de 25% et permet une plus grande précision du positionnement.
- Allonge la durée de service du pont : Permet de réduire les chocs mécaniques et les contraintes sur les mécanismes et les structures du pont dus à une correction excessive et à des vibrations durant le positionnement.
- Réduction des risques : Préviend les risques de ballant excessifs et dangereux de la charge. [2]

I.5. Conclusion

Dans ce chapitre, on a donné une description générale d'un pont roulant, et sa présentation mécanique et leurs principes de fonctionnement ensuite un passage bref, sur les systèmes anti-ballant utilisé dans l'industrie pour éliminer et annuler le phénomène de balancement qui réduit les performances d'un pont roulant et causer des problèmes de sécurité.

Le Chapitre suivant sera consacré à la représentation et description et modélisation de notre plateforme expérimentale de notre travail 3D Crane.

CHAPITRE II :

Description et modélisation de 3D Crane

Chapitre II : Description et modélisation du 3D Crane

II.1. Introduction

Grue 3D ou 3D crane comme montrer dans la figure II.1 est le modèle de laboratoire tridimensionnel de grue industrielle fabriqué par Inteco Co. Ltd, elle est l'un des processus réels conçus pour l'éducation et les travaux de recherche en domaine de l'automatique. Dans ce chapitre, nous allons donner une description générale du 3D Crane, ses caractéristiques techniques ainsi la dérivation du modèle dynamique de 3DCrane qui permet de comprendre son comportement physique et théorique. [7]



FIGURE II.1: INTECO 3D Crane.

II.2. Description de grue 3D :

Le 3D Crane (Grue 3D) est un système électromécanique MIMO (multi input-multi output) non linéaire qui possède cinq degrés de liberté (5ddl) et contrôlé à partir d'un PC avec MATLAB Simulink. Elle a un comportement dynamique complexe, donc il crée des challenges de commande à cause des non linéarités et des sous-actionnements présents dans le système, les techniques de commande en temps réel peuvent être rapidement prototypés de sorte qu'il est idéal pour illustrer les techniques des commandes des systèmes non linéaires [7].

L'objet de 3d crane peut-être diviser en matériel et logiciel. Le matériel comprend un cadre dont la taille est de 1 x 1 x 1 m, rail avec un chariot sur lequel la charge utile est montée,

3 moteurs courant continu (cc) et des encodeurs incrémentiels, L'unité mécanique est alimentée en énergie et interface à un PC. La partie mécanique est reliée à une carte A/D, D/A configurée dans l'Ilinx® technologie¹¹. Le logiciel fonctionne sous MS Windows® NT à l'aide de MATLAB® /Simulink® environnement et RTWT (Fenêtre en temps réel Package de boîte à outils Target™) ¹². Le système peut donc être facile à monter et à installer dans un laboratoire et cela quelques paramètres de système montré dans le Tableau II.1.



FIGURE II.2: 3DCrane monté dans un laboratoire.

TABLEAU II. 1: paramètres de 3D Crane.

Paramètre	Valeur
Vitesse maximale v_{max} [m/s]	0,3
Accélération maximale a_{max} [m/s ²]	0,6
Distance de l'espace de travail dans la direction de l'axe X [mm]	920
Distance de l'espace de travail dans la direction de l'axe Y [mm]	920
Longueur de câble R [mm]	820
Masse de charge utile m_c [kg]	1
Masse du chariot m_w [kg]	1,16
Masse du rail mobile m_s [kg]	2,2

II.3. La dynamique de grue 3D :

La dynamique de grue 3D peut exprimer comme suit : La charge utile est levée et abaissée dans la direction z. Le rail et le chariot sont capables de déplacer horizontalement dans la direction x. Le chariot est capable de déplacer horizontalement au long du rail dans la direction y. Par conséquent, la charge utile fixée à l'extrémité de la ligne de levage peut se déplacer librement dans les trois dimensions. Le 3D Crane est piloté par trois moteurs courant continu CC.

Il y a cinq encodeurs de mesure identiques mesurant cinq variables d'état : les coordonnées de chariot sur le plan horizontal, la longueur de la ligne de levage, et deux angles d'écart de la charge utile. [7]

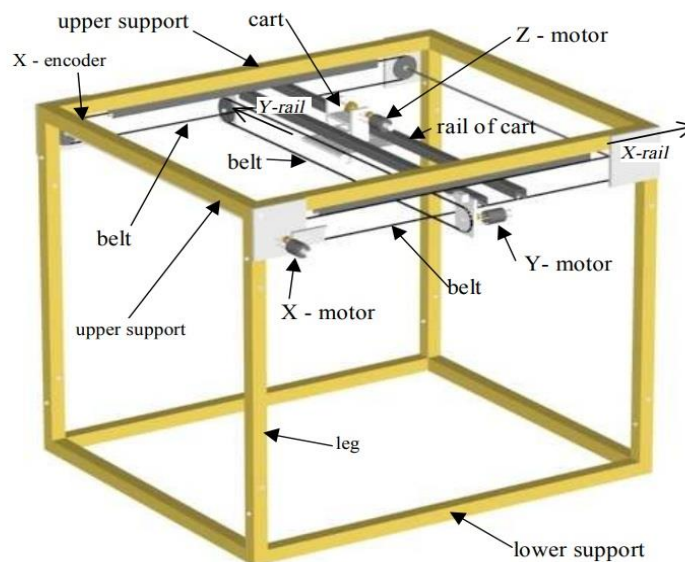


FIGURE II.3: Objet et actionneurs et capteurs du 3DCrane.

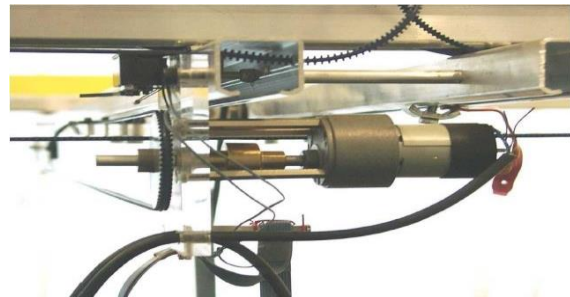
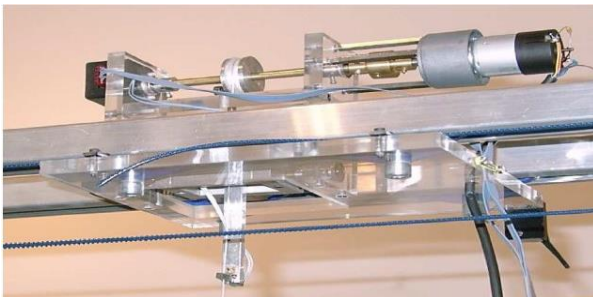


FIGURE II.4 : Chariot et unité de mesure 2D. FIGURE II. 5 : Actionneur (moteur cc) axe X.

• Moteur CC : Il y a un moteur CC de RH158.24.75 à la fin de chaque axe pour but de contrôler la position de la charge, le tableau II.2 présente les données techniques de ces moteurs [8]

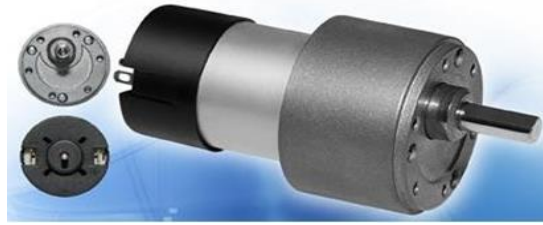


FIGURE II.6 : Moteur cc RH158.24.75

TABLEAU II. 2 : les données techniques de moteur cc RH158.24.75

Parametere		Valeur
Voltage Nominale [V]		24
L [mm]		66,5
Ration to:1		76,84
couple nominal [Ncm]		50
Vitesse [m/s]	A vide	81
	Au couple nominal	55
courant [mA]	A vide	<70
	Au couple nominal	340
Charge maximale de l'arbre radial [N]		50
Charge maximale de l'arbre axial [N]		10
Plage de température [°C]		-20 / 60
Poids approximatif [g]		190

• Les encodeurs : Il y a cinq encodeurs de mesure identiques mesurant cinq variables d'état : les coordonnées de chariot sur le plan horizontal, la longueur de la ligne de levage, et deux angles d'écart de la charge utile ; ou les encodeurs mesurent les mouvements avec une haute résolution égale à 4096 impulsions par rotation, et avec la solution mécanique spécialisée créent une unité de mesure unique, L'écart de la charge est mesuré avec une précision élevée égale à 0,0015 rad



FIGURE II.7 encodeurs de mesure identiques.

- L'interface de puissance : amplifie les signaux de commande qui sont transmis du PC aux moteurs cc ou les signaux de commande peut varier de $-1.0,0$ et $+1.0$ dont ces valeurs représentent respectivement : la commande maximum dans la direction opposée, pas de commande et la commande maximum dans la même direction ; l'interface de puissance convertit également les signaux d'impulsion d'encodeurs au nombre numérique de 16 bits. Le PC équipé du tableau d'interface numérique polyvalent RT-DAC/PCI communique avec le tableau d'interface électrique. Toute la logique nécessaire pour activer et lire les signaux d'encodeur et générer la séquence appropriée des impulsions de modulation de la largeur des impulsions (PWM) pour contrôler les moteurs dc est configurée dans la puce Xilinx de la carte RT-DAC/PCI. Toutes les fonctions de la carte sont accessibles à partir de la boîte à outils de la grue 3D qui fonctionne directement dans l'environnement MATLAB®/Simulink® ; la figure II.8 suivante montre la boucle de commande de grue 3D ; Le 3D Crane est également équipé d'un bouton de sécurité situé sur la table devant l'ordinateur, qui est utilisé pour contrôler le système. En cas d'urgence, un utilisateur doit appuyer sur le bouton manuellement, ce qui arrêtera immédiatement l'alimentation en courant du 3D Crane et le système s'arrêtera.

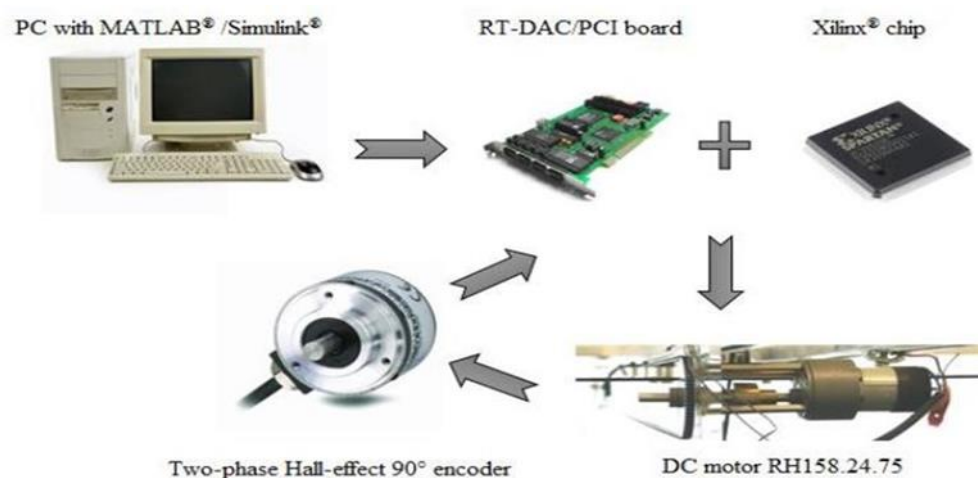


FIGURE II.8 : la boucle de commande de 3D Crane.

II.4. Le modèle mathématique du système « 3DCrane »

On utilise schéma simplifié suivant (figure II.9) pour la description de position de charge utile

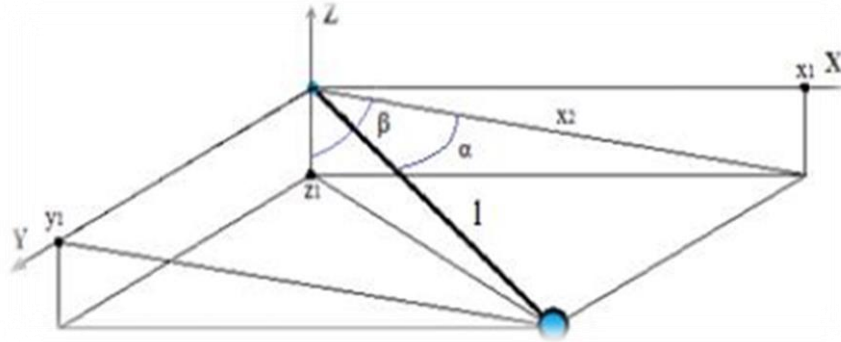


FIGURE II.9: schémas simplifié de position de la charge.

- $\sin \beta = \frac{x1}{x2}$ II.1
- $\sin \alpha = \frac{y1}{l}$ II.2
- $\cos \alpha = \frac{x2}{l}$ II.3
- $\cos \beta = \frac{z1}{x2}$ II.4
- $x1 = l \cos \alpha \sin \beta$ II.5
- $y1 = l \sin \alpha$ II.6
- $z1 = l \cos \alpha \cos \beta$ II.7

Le schéma du 3DCrane est représenté dans la Figure II.10, ainsi le schéma de l'espace de travail 3D Crane est illustré à la Figure II.11 comme suit :

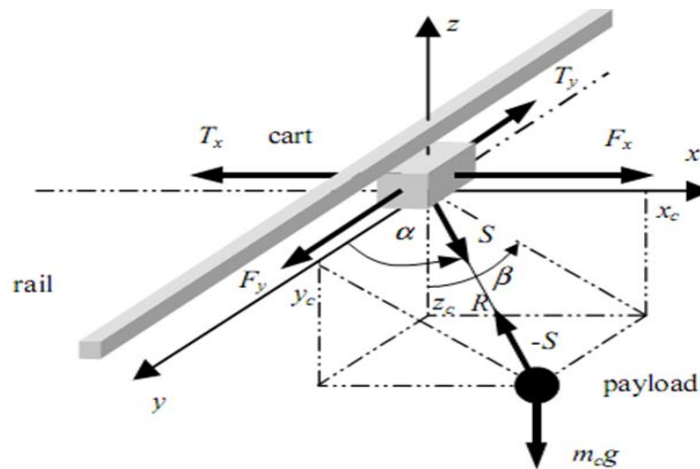


FIGURE II.10: Système 3DCrane (coordonnées et forces de contrôle).

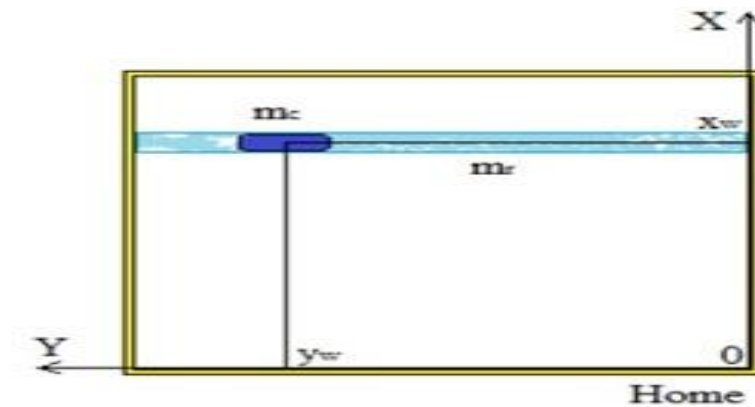


FIGURE II.11 : Espace de travail 3DCrane.

- Le choix du système de coordonnées est important dans la modélisation d'un système physique. Malgré le fait que le système cartésien est simple d'interprétation, il n'est pas pratique pour la description de la dynamique du mouvement de rotation, de sorte que nous choisissons le système sphérique. [7-9]

Comme nous pouvons le voir dans la figure II.10, la position de la charge utile est décrite par deux angles α et β . en utilisant les figures précédentes et les équations de II.1 à II.7 ; La position de la charge utile est décrite par les équations suivantes :

$$x_c = x_w + R \sin \alpha \sin \beta \quad \dots\dots\dots \text{II.8}$$

$$y_c = y_w + R \cos \alpha \quad \dots\dots\dots \text{II.9}$$

$$z_c = -R \sin \alpha \cos \beta \quad \dots\dots\dots \text{II.10}$$

- Les cinq variables d'état mesurées par les encodeurs sont :

TABLEAU II.3 : Variables d'état mesurées

Variable	Description
x_w	distance entre le système (chariot + rail) et le centre de la construction [m].
y_w	distance entre le chariot et le centre du rail [m].
R	La longueur du fil [m].
α	L'angle entre l'axe y et le fil [rad].
β	angle entre le sens négatif de l'axe z et la projection du fil sur le plan (xz) [rad]
m_c	la masse de la charge [kg]
m_w	La masse du chariot [kg]
m_s	La masse du rail mobile [kg]
$(x_c; y_c; z_c)$	les coordonnées de la charge
S	La force de réaction du fil agissant sur le chariot [N].
Fx	La force faisant bouger le rail avec le chariot [N]
Fy	La force agissant sur le chariot le long du rail [N]

F_R	La force contrôlant la longueur du fil de levage [N]
T_x, T_y, T_R	Les forces de frottement [N]

Les autres paramètres dynamiques du système présentés dans les figures sont décrits dans le tableau suivant :

TABLEAU II.4: Paramètres dynamiques du 3DCrane.

Variable	Description
m_c	la masse de la charge [kg]
m_w	La masse du chariot [kg]
m_s	La masse du rail mobile [kg]
$(x_c; y_c; z_c)$	les coordonnées de la charge
S	La force de réaction du fil agissant sur le chariot [N].
F_x	La force faisant bouger le rail avec le chariot [N]
F_y	La force agissant sur le chariot le long du rail [N]
F_R	La force contrôlant la longueur du fil de levage [N]
T_x, T_y, T_R	Les forces de frottement [N]

De manière similaire, la dynamique de la grue peut être obtenue d'après la 2^{ème} loi de Newton $\vec{F} = m * \vec{a}$ comme suit:

$$m_c \ddot{x}_c = -s_x \quad II.10$$

$$m_c \ddot{y}_c = -s_y \quad II.11$$

$$m_c \ddot{z}_c = -s_z - m_c g \quad II.12$$

$$(m_w + m_s) \ddot{x}_w = F_x - T_x + s_x \quad II.13$$

$$m_w \ddot{y}_w = F_y - T_y + s_y \quad II.14$$

$$S_x = S \sin \alpha \sin \beta \quad II.15$$

$$S_y = S \cos \alpha \quad II.16$$

$$S_z = -S \sin \alpha \cos \beta \quad II.17$$

Ou S_x , S_y et S_z sont les composants du vecteur S ; Le modèle mathématique de système de grue 3D est complètement déterminé et illustré par ces équations en Annexe A [7]

Modèle mathématique simplifié avec 3 forces de contrôle :

On considère les variables d'état suivantes :

$$x_1 = y_w, x_2 = \dot{x}_1 = \dot{y}_w$$

$$x_3 = x_w, x_4 = \dot{x}_3 = \dot{x}_w$$

$$x_5 = \Delta\alpha, x_6 = \dot{x}_5 = \Delta\dot{\alpha}$$

$$x_7 = \Delta\beta, x_8 = \dot{x}_7 = \Delta\dot{\beta}$$

$$x_9 = R, x_{10} = \dot{x}_9 = \dot{R}$$

Si l'on suppose que l'écart de la charge par rapport à l'axe z soit faible, le modèle dynamique peut alors être simplifié en faisant des approximations sur les angles de déviation (α et β) de la charge, on obtient le système non linéaire suivant :

$$\dot{x}_1 = x_2 \quad II.18$$

$$\dot{x}_2 = N_1 - \mu_1 x_5 N_3 \quad II.19$$

$$\dot{x}_3 = x_4 \quad II.20$$

$$\dot{x}_4 = N_2 - \mu_2 x_7 N_3 \quad II.21$$

$$\dot{x}_5 = x_6 \quad II.22$$

$$\dot{x}_6 = (N_1 - \mu_1 x_5 N_3 - g x_5 - 2x_6 x_{10})/x_9 \quad II.23$$

$$\dot{x}_7 = x_8 \quad II.24$$

$$\dot{x}_8 = -(N_2 - \mu_2 x_7 N_3 - g x_7 - 2x_8 x_{10})/x_9 \quad II.25$$

$$\dot{x}_9 = x_{10} \quad II.26$$

$$\dot{x}_{10} = -N_3 + g. \quad II.27$$

Les simplifications proposées, mènent à une séparation partielle des équations du 3D Crane. En effet, les variables décrivant le mouvement suivant l'axe Y (x_1, x_2, x_5 et x_6) ne sont pas en relation avec les variables (x_3, x_4, x_7 , et x_8) décrivant le mouvement suivant l'axe X. donc, le système pourrait être traité comme deux sous -système indépendants.

Modèle mathématique non linéaire complète avec 3 forces de contrôle :

$$\dot{x}_1 = x_2 \quad II.28$$

$$\dot{x}_2 = N_1 + \mu_1 c_5 N_3 \quad II.29$$

$$\dot{x}_3 = x_4 \quad II.30$$

$$\dot{x}_4 = N_2 + \mu_2 s_5 s_7 N_3 \quad II.31$$

$$\dot{x}_5 = x_6 \quad II.32$$

$$\dot{x}_6 = \frac{(s_5 N_1 - c_5 s_7 N_2 + (\mu_1 - \mu_2 s_7^2) c_5 s_5 N_3 + V_5)}{x_9} \quad II.33$$

$$\dot{x}_7 = x_8 \quad II.34$$

$$\dot{x}_8 = \frac{-(c_7 N_2 + c_5 s_7 N_2 + \mu_2 s_5 c_7 s_7 N_3 + V_6)}{s_5 x_9} \quad II.35$$

$$\dot{x}_9 = x_{10} \quad II.36$$

$$\dot{x}_{10} = -c_5 N_1 - s_5 s_7 N_2 - (1 + \mu_1 c_5^2 + \mu_2 s_7^2 s_5^2) N_3 + V_7 \quad II.37$$

II.5. Le modèle mathématique du system 3Dcrane Par Euler-Lagrange

- Par l'application du formalisme d'Euler-Lagrange qui est basé sur le principe de la conservation de l'énergie ; on obtient le modèle dynamique non linéaire de la grue 3D selon cette approche qui nécessite le calcul du Lagrangien en fonction des énergies cinétiques K et potentielles U des différentes variables du système ;
- L'équation de Lagrange peut s'exprimer par :
- $\frac{d}{dt} \left(\frac{\partial Li}{\partial \dot{q}_i} \right) - \left(\frac{\partial L}{\partial q_i} \right) = u_i$

Où : $L = K - P$ est le Lagrangien, avec K l'énergie cinétique, et U l'énergie potentielle. q_i et \dot{q}_i sont les vecteurs de positions et vitesses généralisées ; u est le vecteur des forces généralisées ; $i = 1, 2, 3, 4, 5$ degré de liberté ; $q = [x_c; y_c; z_c; \alpha; \beta]$; $u = [F_x \ F_y \ F_R \ 0 \ 0]$;

$$K = \frac{1}{2} m v^2 ; P = m g l$$

Pour la simplification on utilise les notations suivantes :

- $q = [x; y; R; \alpha; \beta]$; $u = [U_x \ U_y \ U_R \ 0 \ 0]$

La dérivation de la formule Euler-Lagrange pour chaque degré de liberté de système est comme suit :

- $(m_s + m_w + 2m_c)\ddot{x} + m_c \ddot{R} \cos \alpha \sin \beta - 2m_c \dot{R} \dot{\alpha} \sin \alpha \sin \beta + 2m_c \dot{R} \dot{\beta} \cos \alpha \cos \beta - m_c \dot{R} \ddot{\alpha} \sin \alpha \sin \beta - m_c R \dot{\alpha}^2 \cos \alpha \sin \beta - 2m_c \dot{R} \dot{\alpha} \dot{\beta} \sin \alpha \cos \beta + m_c R \dot{\beta}^2 \cos \alpha \cos \beta - m_c R \dot{\beta}^2 \cos \alpha \sin \beta = U_x$
- $(m_w + 2m_c)\ddot{y} + m_c \ddot{R} \sin \alpha + 2m_c \dot{R} \dot{\alpha} \cos \alpha + m_c R \ddot{\alpha} \cos \alpha - m_c R \dot{\alpha}^2 \sin \alpha = U_y$
- $2m_c \ddot{R} + m_c \ddot{x} \cos \alpha \sin \beta + m_c \ddot{y} \sin \alpha - m_c \dot{R} \dot{\beta} \cos^2 \alpha - m_c \dot{R} \dot{\alpha}^2 - m_c g \cos \alpha \cos \beta = U_R$
- $-m_c \ddot{x} R \sin \alpha \sin \beta + m_c \ddot{y} R \cos \alpha + m_c R^2 \ddot{\alpha} + 2m_c R \dot{R} \dot{\alpha} + m_c g R \cos \alpha \sin \beta = 0$
- $-m_c \ddot{x} R \cos \alpha \cos \beta - 2m_c \ddot{y} R^2 \dot{\alpha} \dot{\beta} \cos \alpha \sin \alpha + 2m_c R^2 \dot{\beta} \cos^2 \alpha + 2m_c R \dot{R} \dot{\beta} \cos^2 \alpha + m_c g R \sin \alpha \cos \beta = 0$

Le modèle dynamique non linéaire de 3D CRANE peut se donner sous la forme matricielle

$$\text{suivante : } M(q)\ddot{q} + C(q, \dot{q})\dot{q} + g(q) = [U_x \ U_y \ U_R \ 0 \ 0]^T$$

D'où : La matrice d'inertie $M(q)$ est donnée par :

$$\bullet \ M(q) = \begin{bmatrix} m_s + m_w + 2m_c & 0 & m_c \cos \alpha \sin \beta & m_c R \sin \alpha \sin \beta & m_c R \cos \alpha \cos \beta \\ 0 & m_w + 2m_c & m_c \sin \alpha & m_c R \cos \alpha & 0 \\ m_c \cos \alpha \sin \beta & m_c \sin \alpha & 2m_c & 0 & 0 \\ -m_c R \sin \alpha \sin \beta & m_c R \cos \alpha & 0 & m_c R^2 & 0 \\ -m_c R \cos \alpha \cos \beta & 2m_c R^2 \dot{\alpha} \dot{\beta} \cos \alpha \sin \alpha & 0 & 0 & 2m_c R^2 \cos^2 \alpha \end{bmatrix}$$

La matrice des forces centrifuges et de Coriolis est donné par :

$$C(q, \dot{q}) = \begin{bmatrix} 0 & 0 & c_{13} & c_{14} & c_{15} \\ 0 & 0 & c_{23} & c_{24} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & c_{34} & c_{35} \\ 0 & 0 & c_{43} & c_{44} & 0 \\ 0 & 0 & c_{53} & c_{54} & c_{55} \end{bmatrix}$$

Ou

$$c_{13} = 2m_c (\dot{\beta} \cos \alpha \cos \beta - \dot{\alpha} \sin \alpha \sin \beta)$$

$$c_{15} = m_c \dot{R} \cos \alpha \cos \beta - m_c \dot{\alpha} \sin \alpha \cos \beta - m_c R \dot{\beta} \cos \alpha \sin \beta$$

$$c_{14} = -m_c \dot{R} \sin \alpha \sin \beta - m_c \dot{\alpha} \cos \alpha \sin \beta - m_c R \dot{\beta} \sin \alpha \cos \beta$$

$$c_{23} = 2m_c \dot{\alpha} \cos \alpha ; c_{24} = m_c R \sin \alpha$$

$$c_{35} = -m_c R \dot{\alpha} \cos^2 \alpha ; c_{34} = -m_c R \dot{\alpha} ;$$

$$c_{43} = 2m_c R \dot{\alpha} ; c_{44} = 2m_c R \dot{R} ; ;$$

$$c_{53} = 2m_c R \dot{\beta} \cos^2 \alpha ; c_{54} = 2m_c R^2 \dot{\beta} \cos \alpha \sin \alpha ; c_{55} = 2m_c R \dot{R} \cos^2 \alpha$$

$$g(q) = [0 \ 0 \ -m_c g \cos \alpha \cos \beta \ m_c g R \cos \alpha \sin \beta \ m_c g R \sin \alpha \cos \beta]^T$$

II.6. Conclusion

Dans ce chapitre, on a donné une description générale du 3D Crane, ses caractéristiques techniques ainsi que son modèle dynamique de qui nous a permet de comprendre son comportement physique et théorique.

Chapitre III : Stratégie et synthèse des commandes

Chapitre III : Stratégie et synthèse des commandes

III.1. Introduction :

La plupart des systèmes physiques ont un comportement non linéaire spécialement dans L'industrie, de nos jours fait face aux problèmes de contrôle des systèmes non linéaires de plus en plus complexes qui présentent des modèles mathématiques inconnus ou difficiles à exploiter donc l'analyse des systèmes non linéaires révèlent une importance énorme dans l'étude des systèmes. Actuellement, et dans ce contexte et grâce à de nombreuses contributions, l'automatique moderne dispose d'un ensemble d'outils bien maîtrisé pour l'analyse et la commande de ces systèmes tel que la commande par les technique de l'intelligence artificielle comme la logique floue et les réseaux de neurone et les systèmes hybrides ANFIS (Adaptative Network Fuzzy Inference System), les derniers sont très utilisés dans la modélisation ,la conception et la commande des systèmes complexes, ainsi la commande par la technique des modes glissants connue par sa simplicité de mise en œuvre et sa grande robustesse mais elle possède un grand inconvénient qui est phénomène du (Chattering) qui demeure dans l'application de la fonction signe.

Dans ce chapitre, notre étude se portera sur la théorie de commandes qui nous avons implémenté dans le système de Grue 3D pour l'objectif de la minimisation de balancement de la masse dans les deux angles Alpha et béta avec une bonne poursuite de trajectoire désiré.

Le 3D Crane étant un système sous actionné, la commande des angles (α) et (β) représente un réel défi. En effet, il faudrait penser à une stratégie efficiente qui permette de commander les angles à travers la commande des positions. La stratégie que nous avons adoptée est un correcteur PID à structure parallèle sauf dans quelques régulateurs, autrement dit la commande de la position sera sommée avec la commande de l'angle est transmise au moteur.

Les techniques des commandes qui nous avons implémenté sont :

- Techniques de l'intelligence artificielle dans la commande tel que la commande par la logique floue et le système hybride ANFIS.
- La commande hybride mode glissement floue/neuro-floue

Toutes les commandes que nous avons implémentées dans Matlab sont montrées dans l'Annexe B, pour les tests de la robustesse et de performances des méthodes proposés, seront appliqués et montrée dans le dernier chapitre.

III.2. Commande par logique floue

III.2.1. Généralité sur la logique floue

La logique floue suscite actuellement un intérêt général de la part des chercheurs parce qu'elle est une logique qui se rapporte à l'étude des méthodes et des principes de raisonnement humaine contrairement de la logique classique qui a deux valeurs, "vrai" ou "faux". Cependant, de nombreux concepts sont à peine décrits par une logique aussi simple. Le terme " flou" fait référence au fait que la logique impliquée peut traiter de concepts qui ne peuvent pas être exprimés comme "partiellement vrai" ou "partiellement faux." [10]

La logique floue a d'abord été proposée par prof Lotfi Zadeh de L'Université de Californie à Berkeley en 1965. Son but ultime est de fournir des bases pour un raisonnement approximatif en utilisant des propositions imprécises basées sur la théorie des ensembles flous. En ce qui concerne les applications de contrôle de la logique floue, la logique floue a été largement utilisée dans divers domaines comme La robotique, La communication homme-machine, La linguistique, L'informatique et La médecine...ect [12]

Aujourd'hui, la logique floue à l'avantage de la solution à un problème peut être exprimée dans des termes que les opérateurs humains peuvent comprendre. Cela facilite la mécanisation des tâches qui sont déjà effectuées avec succès par les humains ; Les systèmes de contrôle à base de logique floue sont souvent appliqués avec succès dans la pratique. Leur grand avantage plus de la non nécessité de la connaissance précise du modèle du système à contrôler, est la possibilité d'introduire la connaissance d'experts humains dans plusieurs domaines de contrôle comme contrôle industriel, le contrôle de la qualité, le contrôle et l'horaire des ascenseurs, contrôle de la circulation, contrôle des réacteurs, et le contrôle de système de climatisation et plusieurs autres applications.

III.2.1.1. Bref historique :

Voici quelque repère historique permettant de situer dans le temps le développement de la logique floue et ses applications au réglage :

-1965 Le Prof L.A. Zadeh de l'Université de Berkeley (Californie) pose les bases théoriques de la logique floue.

- 1974 Premières applications du réglage par la logique floue applique à une turbine à vapeur.

Suivie en 1980 par une application sur un four à ciment et en 1983 sur un épurateur d'eau.

-1985 Premiers produits industriels (Japon) utilisant le principe de la logique floue appliqué à des problèmes de réglage et de commande. Développement de processeurs dédié à des réglages par la logique floue. [11]

III.2.1.2. Principe de la logique floue :

Généralement la logique classique qui est montré dans l’algèbre booléenne se base sur les deux états ‘vrai’ et ‘faux’ ou bien 0 et 1, cela ne suffise pas à représenter toutes les formes logiques dans la conception de traitement des problème ou d’évaluation adéquate de système ou phénomène quelconque due aux caractéristiques de raisonnement humaine qui sont connues par le doute et basé sur des données imprécises ou même incomplètes, pour cela la logique floue qui se base sur la théorie des ensembles floue(introduit par Lotfi zadeh en 1965) Cette théorie n’est qu’une extension de la théorie classique des ensembles, sauf que la logique floue est caractérisée par la notion des valeurs intermédiaires, ce dernier offre une technique efficace de traiter les connaissances imprécises et incertaines et de représenter l’expérience humaine en sous forme des variables linguistiques ou les valeurs sont des mots ou expressions du langage naturel(petit ; grand ; rapide...)[10]

Afin de mettre en évidence le principe de la logique flou, on présente deux exemples de représentation de la température, une en logique classique, et l’autre en logique floue la figure. Selon cette figure, en logique classique, une température de 22.5° est considérée comme "élevée".

En logique floue, une température de 22.5° appartient au groupe “moyenne” avec un degré d’appartenance de 0.167, et appartient au groupe “élevée” avec un degré d’appartenance de 0.75, (et au groupe “faible” avec un degré d’appartenance de 0) [13]

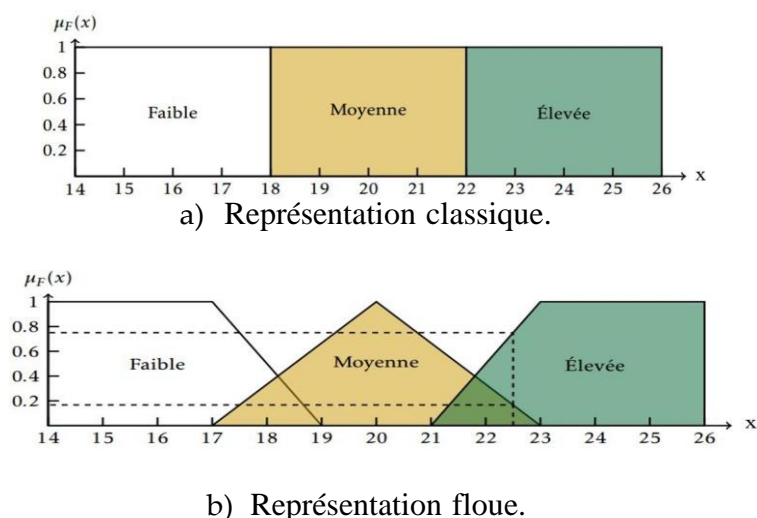


FIGURE III.1: Comparaison de l'appartenance de la température

III.2.2. Les concepts de base de la logique floue

Le concept de la logique floue s'appuie sur l'association à un concept imprécis ou bien variable linguistique un ensemble flou en choisissant une fonction d'appartenance, chaque variable linguistique a un intervalle de variation s'appelle univers de discours. [10]

* les éléments de base de cette combinaison sont :

- les ensembles flous (fuzzy sets) pour la représentation de variables linguistiques ;
- les fonctions d'appartenance (memberships functions) qui décrivent le degré d'appartenance de grandeurs physiques (vitesse, courant, température) à un ensemble flou (faible, élevé, chaud) ;
- les opérateurs flous qui permettent l'énonciation de relations logiques -entre les assertions floues (conclusion du genre « Si, Alors »)

✓ Variables linguistiques, fonctions d'appartenance

Variable linguistique dont les valeurs ne sont pas des nombres, mais des mots ou phrases exprimés en langage naturel, cela permet de modéliser et décrit les connaissances imprécises. [14]

Une variable linguistique x est généralement caractérisé par un triplé $t \{x, T(x), X\}$

Où : - x désigne le nom de la variable linguistique,

- $T(x)$ l'ensemble de termes ou valeurs linguistiques qui sont utilisées pour caractériser x ,

- X son univers de discours, c'est-à-dire l'ensemble des valeurs numériques sur lesquelles x est défini.

Par exemple : $x =$ vitesse est une variable linguistique, son ensemble de valeurs peut être : $V(\text{vitesse}) = [\text{petite, moyenne et grande}]$ où chaque terme dans $V(\text{vitesse})$ est caractérisé par un ensemble flou dans un univers de discours $U = [0, 100]$. [15]

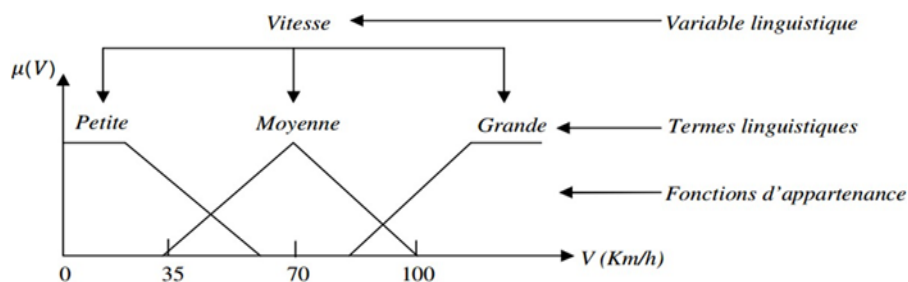
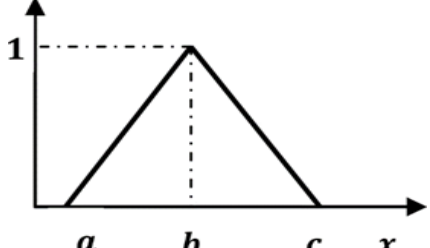
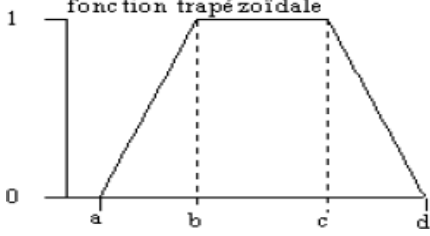
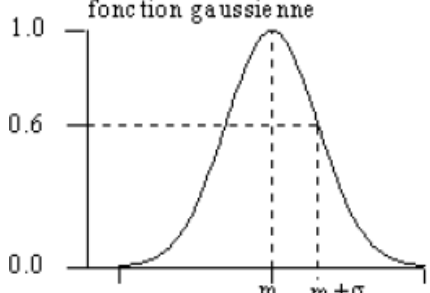
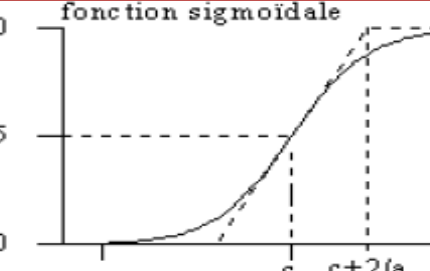


FIGURE III.2 : Variable linguistique.

Il est nécessaire d'associer pour chaque valeur de la variable linguistique une fonction d'appartenance μ , dont la valeur varie entre 0 et 1, la fonction d'appartenance peut prendre quelques formes comme suit :

Tableau III.1: Types des fonctions d'appartenance usuelles

Fonction	La Forme Algébrique	La Forme géométrique
Triangulaire	$u(x) = \max\left(\min\left(\frac{x-a}{b-a}, \frac{c-x}{c-b}\right), 0\right)$	
Trapézoïdale	$u(x) = \max\left(\min\left(\frac{x-a}{b-a}, \frac{d-x}{d-c}\right), 0\right)$	
Gaussienne	$u(x) = \exp\left(-\frac{(x-m)^2}{2\delta^2}\right)$	
Sigmoidale	$u(x) = \frac{1}{1 + \exp(-a(x-c))}$	

✓ **Univers de discours, ensemble flou, degré d'appartenance :**

Mathématiquement, un ensemble flou A d'un univers de discours U qui représente l'ensemble de référence ou le domaine de variation de la variable linguistique, est caractérisé par une fonction d'appartenance, notée μ_A , à valeur dans l'intervalle [0,1] et qui associe à chaque élément x de U un degré d'appartenance $\mu_A(x)$ indiquant le niveau d'appartenance de x à A. $\mu_A(x) = 1$ et $\mu_A(x) = 0$ correspondent respectivement à l'appartenance et la non-appartenance [16]

On peut décrire les caractéristiques d'un ensemble flou sur un univers de discours U par :

- Sa hauteur : hauteur : $h(A) = \sup_{x \in X} (\mu_A(x))$
- Son support : $supp(A) = \{x \in X / \mu_A(x) \neq 0\}$
- Le noyau : $noyau(A) = \{x \in \frac{X}{\mu_A(x)} = 1\}$

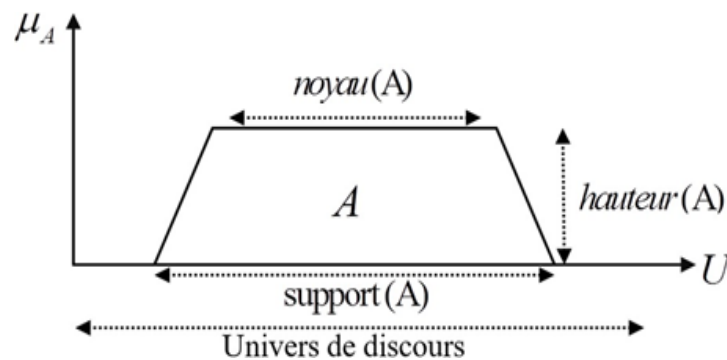


FIGURE III.3: Représentation d'un sous-ensemble flou et principales caractéristiques

✓ Opérations sur les ensembles flous

Comme dans la théorie des ensembles classiques, on définit l'intersection, l'union des ensembles flous ainsi que le complémentaire d'un ensemble flou. Ces relations sont traduites par les opérateurs « non », « et » et « ou », le tableau III.2 suivant représente la réalisation des opérateurs et, ou et non des ensembles flous A et B définis dans un univers discours X par les fonctions d'appartenance μ_A et μ_B [17]

Opérateur	Forme Algébrique	Forme
Intersection	$\forall x \in X$ $\mu_{A \cap B} = \min(\mu_A(x), \mu_B(x))$	

<p>▪ Union</p>	$\forall x \in X$ $\mu_{A \cup B} = \max(\mu_A(x), \mu_B(x))$	
<p>Complément</p>	$\forall x \in X$ $\mu_{\bar{A}}(x) = 1 - \mu_A(x)$	

Tableau III.2 : Opération de base sur les sous ensemble floue.

III.2.2.1. Réglage par logique floue

✓ Structure d'un régulateur flou :

Le régulateur par logique floue est composé de quatre éléments de base suivants :

- Bloc (Interface) de fuzzification.
- Base de connaissance (règles).
- Moteur d'inférence floue.
- (Interface) de défuzzification

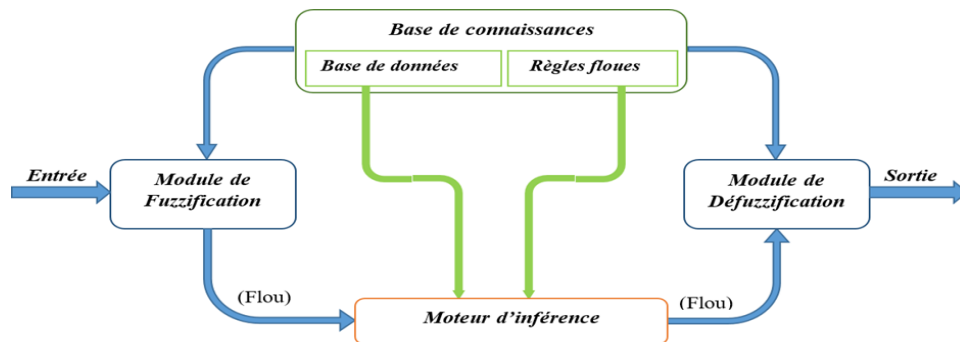


FIGURE III.4: Structure de base d'un régulateur flou

❖ **Interface de fuzzification :**

Le bloc de fuzzification constitue l'interface entre le monde physique et régulateur floue, il convertira les valeurs d'entrées numériques en sous-ensembles flous donc L'opération de fuzzification représente le passage des grandeurs réelles (ou physiques) aux valeurs floues. Cette étape nécessite souvent une conversion analogique/digitale, ainsi que le traitement des

Il existe plusieurs méthodes pour réaliser ces opérateurs dans une inférence on utilise en général une des méthodes suivantes : [18]

a) Méthode d'inférence max-min

La méthode d'inférence max-min est réalisée, au niveau de la condition l'opérateur «ET » par la formulation du minimum.

La conclusion dans chaque règle, introduite par « ALORS », lie le facteur d'appartenance de la prémisse avec la fonction d'appartenance de la variable de sortie est réalisé par la formation du minimum. Enfin l'opérateur « OU » qui lie les différentes règles est réalisé par la formation du maximum. La méthode d'inférence max-min est représentée graphiquement à la FigureIII.6.

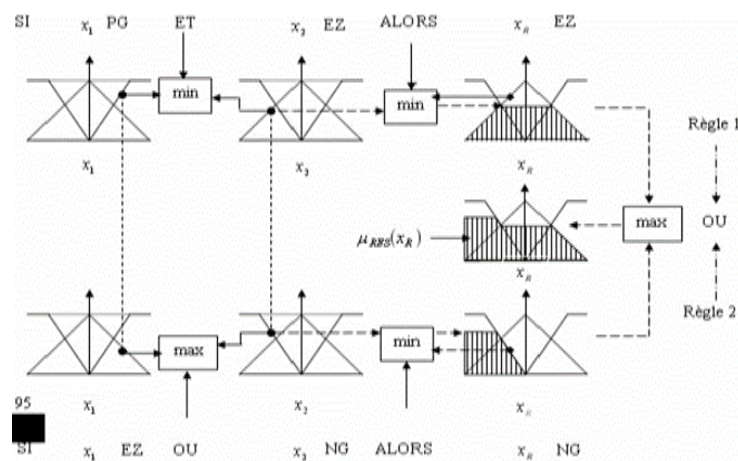


FIGURE III. 6: Méthode d'inférence max-min pour deux variables d'entrée.

b) Méthode d'inférence max-prod

La méthode d'inférence max-prod réalise en général, au niveau de la condition, l'opérateur OU par la formation du maximum et l'opérateur « ET » par la formation du minimum, par contre, la conclusion dans chaque règle, introduite par « ALORS », qui lie le facteur d'appartenance de la condition avec la fonction d'appartenance de la variable de sortie par l'opérateur « ET », est réalisée cette fois ci par la formation du produit (minimum pour la méthode d'inférence max-min). La représentation graphique du principe de la méthode d'inférence max-prod se trouve sur la FigureIII.7

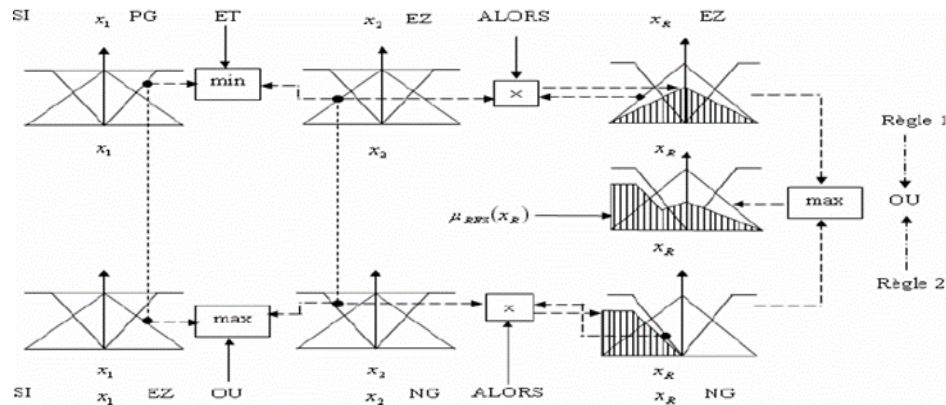


FIGURE III.7 : Méthode d'inférence max-prod pour deux variables d'entrée.

c) Méthode d'inférence somme-prod

Par opposition aux méthodes d'inférence précédentes, la Méthode d'inférence somme-prod réalise, au niveau de la condition, l'opération OU par la formation de la somme, plus précisément par la valeur moyenne, tandis que l'opération ET est réalisée par la formation du produit, la méthode d'inférence somme-prod est représentée graphiquement à la Figure III.8

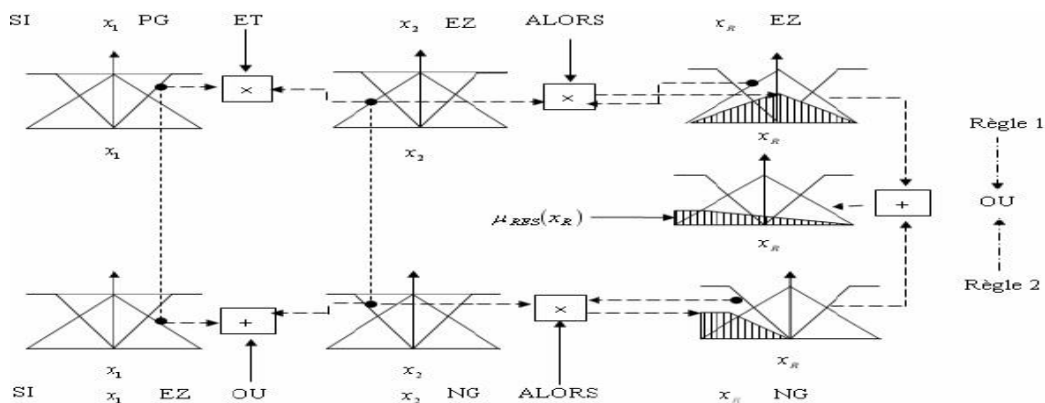


FIGURE III.8: Méthode d'inférence somme-prod pour deux variables d'entrée

❖ Interface de défuzzification

C'est la dernière étape du contrôle, ce bloc est l'inverse de celui de fuzzification ; la stratégie de commande utilisée est décrite par un ensemble de déclaration linguistique ou règles. Puisque le processus ne peut pas interpréter des ordres du type « Petit » ou « Grand », etc... ; on doit lui envoyer une valeur physique. Donc il exige à ses entrées des valeurs non floues, l'ensemble flou de sortie du régulateur doit être défuzzifié. La défuzzification est l'opération qui consiste à extraire d'un ensemble flou une valeur numérique considérée

comme valeur significative. Il existe plusieurs méthodes de défuzzification dont les principaux sont : [10]

a) Méthode du centre de gravité

C'est la méthode la plus utilisée dans les contrôleurs flous. Elle donne comme valeur le centre de gravité de l'ensemble flou. La sortie défuzzifiée u est définie par :

$$u = \frac{\sum_{i=1}^n x_i^* v_i}{\sum_{i=1}^n v_i}$$

b) Méthode du plus grand maximum

Cette méthode donne comme résultat la plus grande valeur dont la grandeur a le plus grand degré d'appartenance ou on peut dire la valeur de sortie est choisie comme l'abscisse de la valeur maximale de la fonction d'appartenance.

c) Méthode de la moyenne des maximas

Dans le cas où plusieurs sous-ensembles ont le même maximum, cette méthode donne comme résultat la moyenne des valeurs dont le degré d'appartenance est maximal.

$$u = \frac{\sum_{i=1}^n h_A(x_i) * x_i}{\sum_{i=1}^n h_A(x_i)}$$

III.2.2.2. Types de régulateurs flous :

Les contrôleurs flous sont principalement de deux types : [20]

- ✓ Contrôleur flou type Mamdani : Dans la méthode de Mamdani, les prémisses et les conclusions des règles sont symboliques (floues), l'inférence (Max-Min), et la défuzzification par centre de gravité en cas général. La forme de l'implication floue est de la forme : « Si x_1 est A et x_2 est B Alors y est C »
- ✓ Contrôleur flou type Sugeno : Dans ce type, les prémisses et les conclusions des règles sont symboliques ou linguistiques. Cette méthode se base sur l'utilisation de l'opérateur min pour l'implication floue et l'opérateur max pour l'agrégation des règles.

III.2.2.3. Avantage et inconvénients du régulateur par logique floue

Le réglage par logique floue réunit un certain nombre d'avantages et désavantages essentiels. [10]

✓ **Les avantages sont :**

- Pas besoin de modèle mathématique : le non nécessité d'une modélisation du système à régler.
- La possibilité d'implémenter des connaissances (linguistique) de l'opérateur de processus.
- La maîtrise du système à régler avec un comportement complexe (fortement non linéaire et difficile à modéliser).
- La disponibilité de systèmes de développement efficaces soit pour microprocesseurs ou PC (solution logicielle), soit pour circuit intégrés (processeur dédiés, solution matérielle).
- Une solution efficace pour des problèmes complexes (fortement non-linéaire et difficile à modéliser).
- Robustesse vis-à-vis les incertitudes de modélisation.

✓ **Les inconvénients sont :**

- Le manque de directive précise pour la conception d'un réglage (choix des grandeurs à mesurer, détermination de la fuzzification, des inférences et de la défuzzification).
- L'approche artisanale et non systématique (implémentation des connaissances de l'opérateur souvent difficile).
- L'impossibilité de la démonstration de la stabilité du circuit de réglage en toute généralité (en l'absence d'un modèle valable).
- La possibilité d'apparition de cycles limites à cause du fonctionnement non linéaire.
- La précision de réglage souvent peu élevée.

La cohérence des inférences non garantie a priori (apparition de règles d'inférence contradictoires possible).

III.2.3. Synthèse du régulateur flou pour 3D crane

Les entrées de réglage sont en général :

e : L'erreur, elle est définie par la différence entre la consigne et la grandeur à réguler.

de: La dérivée de l'erreur.

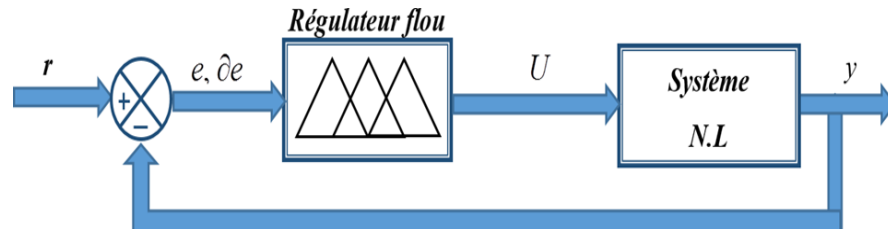


FIGURE III. 9 : Structure générale d'un réglage par logique floue

Dans notre cas de commande de grue 3D nous considérons que les angles alpha et Beta sont des entrées de régulateur flou au niveau de l'axe X et Y (les schémas des régulateurs dans les figures (III.10 – III.11) ; ainsi les figures III.12 – III.13 montrent les fonctions d'appartenances utilisées qui sont normalisées dans l'univers [-1 1] et les notations d'ensembles floues sont :

N_g : négative grand ; **N** : négative ; **Z** : zéros ; **P** : positive ; **P_g** : positive grand

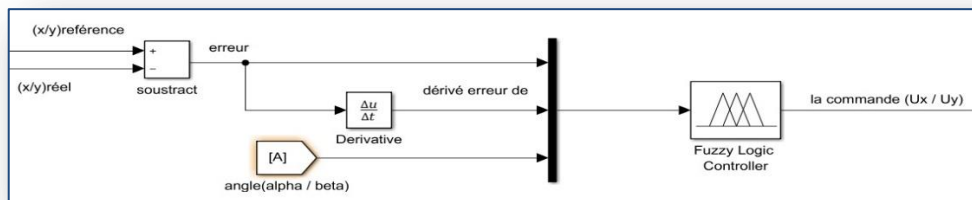


FIGURE III.10 : régulateur flou de l'axe X et Y

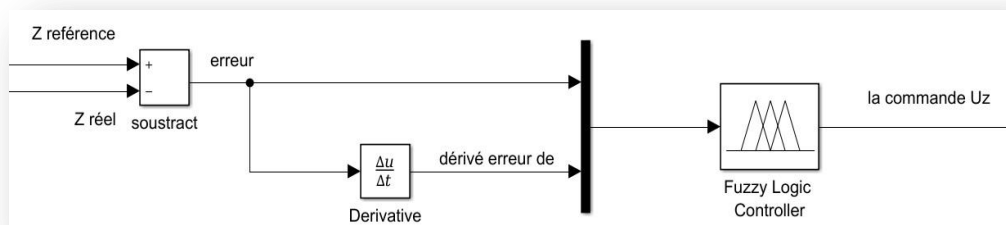


FIGURE III.11: régulateur flou de l'axe Z

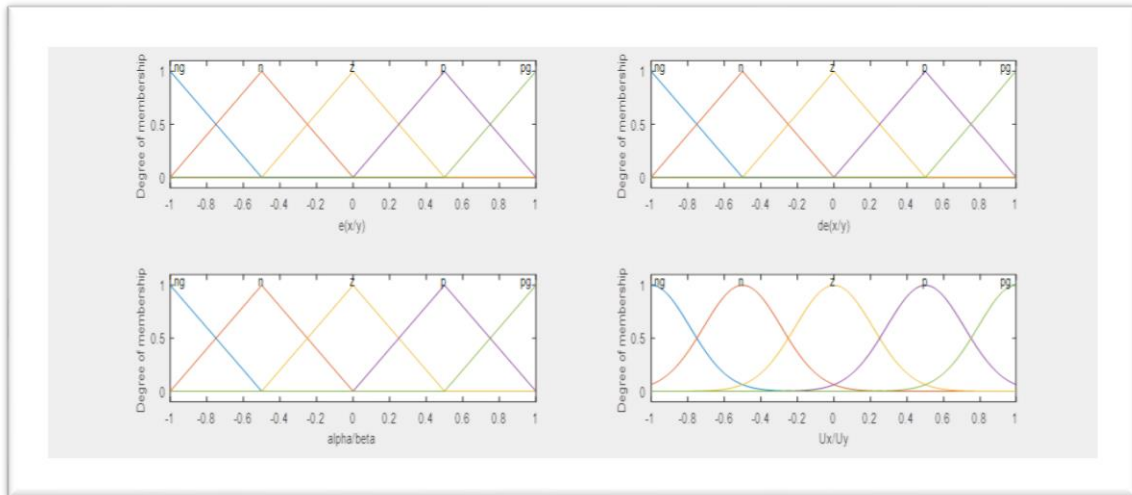


FIGURE III.12 : Les fonctions d'appartenance régulateur de l'axe X et Y.

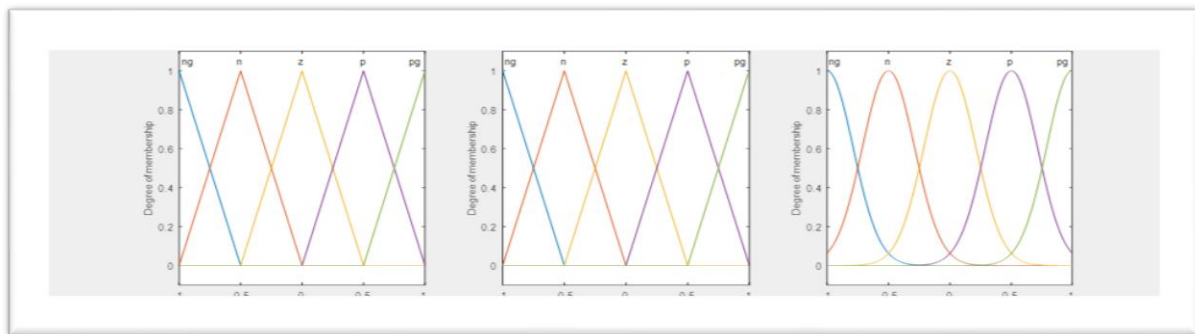


FIGURE III.13: Les fonctions d'appartenance régulateur de l'axe Z.

Généralement ; il y a 125 règles de type SI-Alors pour les régulateurs des 'axe X et Y, et 25 règles pour l'axe Z comme montré dans le tableau III.3 suivant :

<i>u</i>		<i>E</i>				
		<i>NG</i>	<i>N</i>	<i>Z</i>	<i>P</i>	<i>PG</i>
<i>de</i>	<i>NG</i>	<i>NG</i>	<i>NG</i>	<i>N</i>	<i>N</i>	<i>Z</i>
	<i>NP</i>	<i>NG</i>	<i>N</i>	<i>N</i>	<i>Z</i>	<i>P</i>
	<i>EZ</i>	<i>N</i>	<i>N</i>	<i>Z</i>	<i>P</i>	<i>P</i>
	<i>PP</i>	<i>N</i>	<i>Z</i>	<i>PP</i>	<i>PP</i>	<i>PG</i>
	<i>PG</i>	<i>Z</i>	<i>P</i>	<i>P</i>	<i>PG</i>	<i>PG</i>

Tableau III.3: base des règles de régulateur flou de l'axe Z.

La logique des règles dans la régulateur flou de l'axe X et Y est comme suit : si la force de mouvement est très élevée dans la direction positive et que l'écart d'angle est très

large dans la direction négative, puis appliquer la force dans une direction opposée, et cela des exemples pour les règles linguistiques :

- Si erreur est Ng et dérivé de l'erreur (de) est N et angle est P alors la force commande est P
- Si erreur est Z et dérivé de l'erreur (de) est Z et l'angle est P alors la force commande est P
- Si erreur est N et dérivé de l'erreur (de) est Z et l'angle est PG alors la force commande est P

III.3. La commande neuro-floue

III.3.1. Généralité sur les réseaux de neurones

L'un des défis de l'homme aujourd'hui est de copier la nature et de reproduire des modes de raisonnement et de comportement qui lui sont propre. Les réseaux de neurones, sont nés de cette envie ; L'origine des réseaux de neurones vient de l'essai de modélisation mathématique du cerveau humain. Les premiers travaux datent de 1943 par de MM. Mac Culloch et Pitts, ils supposent que l'impulsion nerveuse est le résultat d'un calcul simple effectué par chaque neurone et que la pensée née grâce à l'effet collectif d'un réseau de neurones interconnectés. Ils ont connu des débuts prometteurs vers la fin des années 50, mais le manque d'approfondissement de la théorie a gelé ces travaux jusqu'aux années 80. [10]

Grâce aux résultats théoriques et pratiques obtenus au cours des dernières années, les réseaux de neurones sont devenus un outil de plus en plus utilisé dans divers domaines notamment en automatique surtout pour leur grand avantage de résoudre les problèmes de modélisation, d'identification et de contrôle des processus non linéaires et complexes. Ils demeurent toutefois un sujet d'un grand intérêt pour les chercheurs qui désirent améliorer les performances de ces réseaux et étendre leur champ d'application. [21]

III.3.1.1. Le neurone biologique

Les cellules nerveuses, appelées neurones, sont les éléments de base du système nerveux central. Les neurones possèdent de nombreux points communs dans leur organisation générale et leur système biochimique avec les autres cellules. Ils assurent fonctions spécialisées suivantes : [14]

- Réception des signaux provenant des neurones voisins ;
- Intégration de ces signaux ;

- Génération d'une réponse ;
- Transmission de celle-ci à d'autres neurones.

Le neurone biologique comprend essentiellement :

- Les dendrites : qui sont les récepteurs principaux du neurone, captant les signaux qui lui parviennent.
- Le corps cellulaire : qui fait la somme des influx qui lui parviennent ; si cette somme dépasse un certain seuil, il envoie lui-même un influx par l'intermédiaire de l'axone.
- L'axone : qui permet de transmettre les signaux émis par le corps cellulaire aux autres neurones.
- Les synapses : qui permettent aux neurones de communiquer avec les autres via les axones et les dendrites.

La figure III.14 présente les éléments principaux d'un neurone biologique :

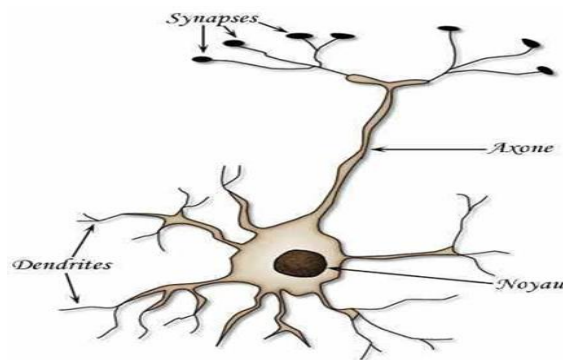


FIGURE III.14: Le neurone biologique.

III.3.1.2. Le neurone formel (Artificiel)

Un neurone formel est l'association des éléments simples sous la forme de réseaux qui permet de réaliser des fonctions utiles pour des applications industrielles, il est une inspiration du neurone biologique qui imite définitivement sa structure et son fonctionnement, D'une façon plus générale, un neurone formel est un élément de traitement (opérateur mathématique) qui représente la fonction algébrique non linéaire et bornée suivante [10]

$$y = f [(x_1, x_2, \dots, x_n) ; (\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_n)] \text{ Où :}$$

- $\{x_i\}$: Sont les variables ou Les entrées les quelles pourraient être des entrées externes ou des sorties d'autres neurones
- $\{\omega_j\}$: Sont les poids synaptiques (paramètres ajustables).
- f : est une fonction d'activation calcule la valeur de sortie du neurone.
- y : la sortie du neurone $y = f (\sum_{k=1}^n x_k * w_k)$

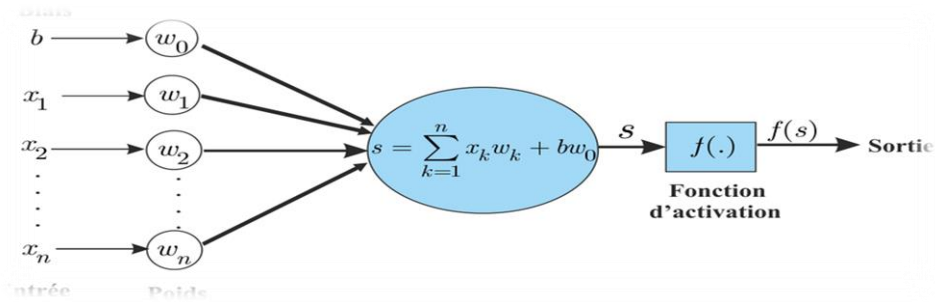


FIGURE III.15: Architecture d'un neurone formel

Le tableau III.4 ci-dessous montre la mise en correspondance entre un neurone biologique et un neurone artificiel [18]

Neurone biologique	Neurone artificiel
Synapses	Poids des connexions
Axones	Signal de sortie
Dendrits	Signal d'entrée
Noyau/Somma	Fonction d'activation

Tableau III.4: La transition entre le neurone biologique et le neurone formel

Un neurone est caractérisé par la fonction d'activation (ou fonction de seuillage, ou encore fonction de transfert) qui détermine ses propres caractéristiques, Les fonctions d'activations sont des fonctions mathématiques représentent généralement certaines formes de non linéarité la figure ci-dessous présente quelques fonctions les plus souvent utilisées

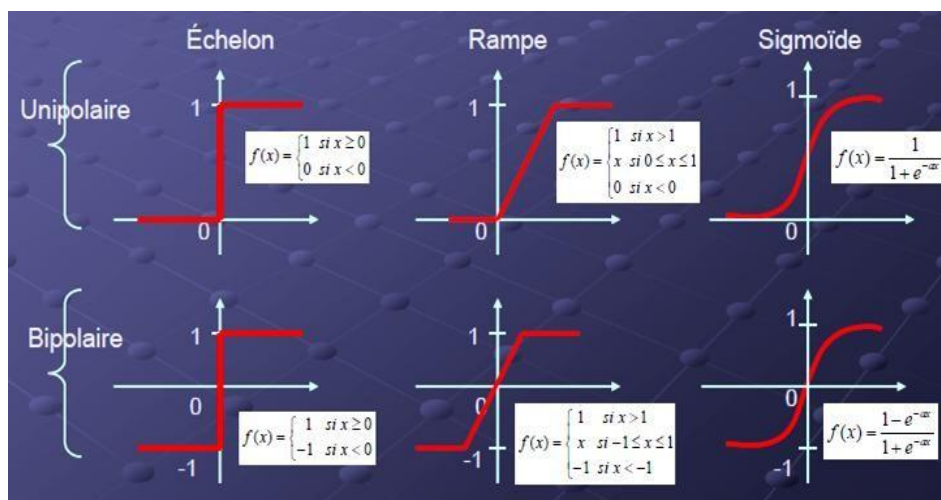


FIGURE III.16: Fonctions d'activation de neurones artificiels [18]

III.3.1.3. Le réseau de neurones

• Un réseau de neurones est un système qui a des caractéristiques semblables aux réseaux de neurones biologiques. Il est une structure organisée autour d'un ensemble de neurones interconnectés entre eux selon une certaine topologie (ordonnés dans des plans appelés couches) par des liaisons affectées de poids synaptiques qu'ils sont adaptés par une loi d'apprentissage, donc chaque réseau de neurones est caractérisé par : [22]

- Un nombre très large d'élément de calcul.
- Chaque neurone est connecté avec un grand nombre d'élément voisin.
- Leur fonctionnement est déterminé par la modification de poids pendant la phase d'apprentissage.

On peut classier les réseaux de neurones artificiels à partir de son architecture qui est définie

- Le nombre de neurones.
- La nature des neurones (fonction d'activation).
- Le graphe d'interconnexion.
-

Pour cela on peut distinguer et classier les réseaux selon deux types :

➤ Réseaux non bouclés :

Dans un réseau de neurone non bouclé (dit aussi statique) l'information circule dans une seule direction de l'entrée vers la sortie sans bouclage (sans retour vers l'arrière) on peut classier les réseaux non bouclés en : [10]

- ✓ Les réseaux non bouclés monocouche : le réseau monocouche ou perceptron représente la forme la plus simple du réseau de neurones, il contient seulement deux couches une couche d'entrée et une couche de sortie, il ne peut traiter que les problèmes linéairement séparables. [18]

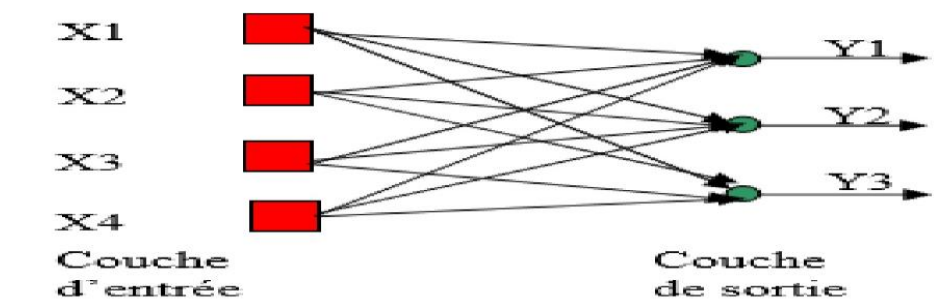


FIGURE III.17: réseaux non bouclé monocouche.

- ✓ Les réseaux non bouclés multi couche : sont les RNA les plus utilisés, un perceptron multi couche (MLP) est une extension du Perceptron monocouche qui comporte : Une couche d'entrée, une couche de sortie et une ou plusieurs couches cachées entre eux. [18]

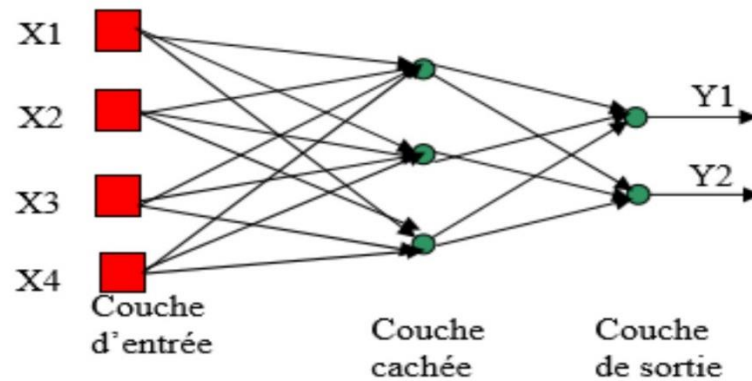


FIGURE III.18: réseaux non bouclé multi couche.

➤ Les réseaux de neurones bouclés :

Contrairement aux réseaux de neurones non bouclés dont les connexions sont unidirectionnelles, Un réseau de neurone bouclé (dynamique ou encore récurrent) est un réseau multicouche possède des connexions entre les neurones de toutes les couches, L'influence entre les neurones s'exerce dans les deux sens (entrée vers sortie et recto versa). [22]

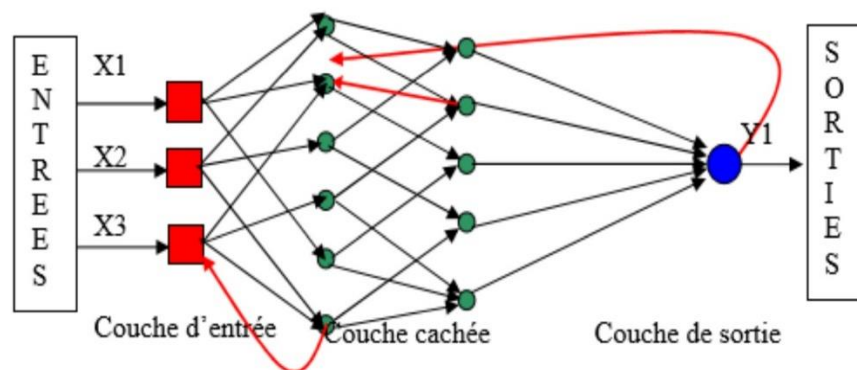


FIGURE III.19: réseaux de neurone bouclé.

III.3.1.4. L'apprentissage des réseaux de neurones :

L'apprentissage des réseaux de neurones artificiels est la propriété la plus intéressante des réseaux neuronaux, c'est une phase qui permet de modifier ou de déterminer les paramètres du réseau par l'ajustement des poids des connexions entre les neurones qui représentent L'information que peut contenir un réseau de neurones jusqu'à l'obtention du

comportement désiré et de telle manière que les sorties du réseau soient aussi proches que possible des sorties désirées. Il existe deux types d'apprentissage : [22]

✓ Apprentissage supervisé :

Cet algorithme d'apprentissage ne peut être utilisé que lorsque les combinaisons d'entrées-sorties désirées sont connues, une erreur est calculée entre le vecteur des sorties désirées et le vecteur des sorties calculés, Les paramètres du réseau sont ajustés par l'algorithme d'adaptation des poids de manière à minimiser une certaine norme de l'erreur

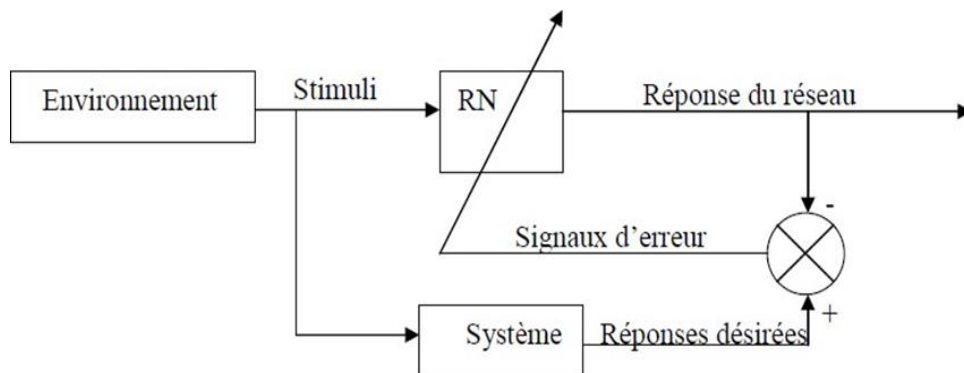


FIGURE III.20: Apprentissage supervisé.

✓ Apprentissage non supervisé :

Ce type d'apprentissage est choisi lorsqu'il n'y a pas de connaissances à priori des sorties désirées pour des entrées données, le réseau de neurones organise lui-même les entrées qui lui sont présentées de façon à optimiser un critère de performances donné

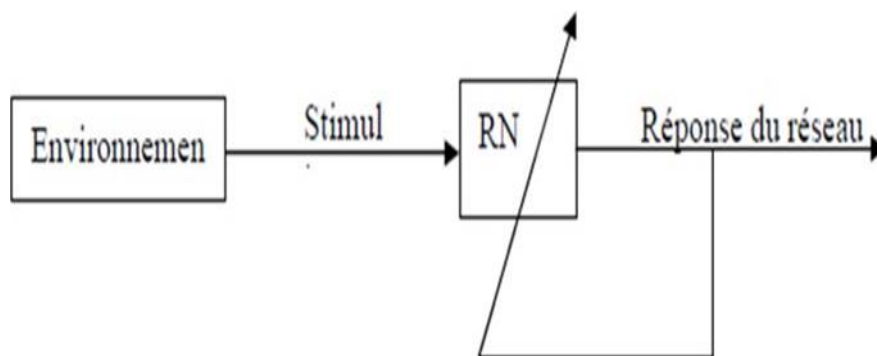


FIGURE III.21: Apprentissage non supervisé.

III.3.1.5. Rétro propagation : [22]

La rétropropagation est actuellement l'algorithme le plus utilisé pour l'entraînement des réseaux de neurones. C'est une technique de calcul des dérivées composées.

Mathématiquement, cette méthode est basée sur l'algorithme de la descente du gradient. La rétropropagation donne la possibilité de rétro propager (en suivant le chemin

inverse) l'erreur commise en sortie vers les couches caches d'où le nom « Rétropagation », sans oublier qu'elle est capable de propager un signal provenant des cellules d'entrée vers la couche de sortie.

a) Equations du réseau :

Les états des différents neurones dans un réseau multicouche à L couches (couches cachées et couches de sortie) ayant n entrées et m sorties sont données par les équations suivantes :

$$U_i^k(t) = f^k(P_i^k - t) \quad (\text{III.1})$$

$$P_i^k(t) = \sum_{j=0}^{n_{k-1}} W_{ij}^k \cdot U_j^{k-L}(t) \quad (\text{III.2})$$

Ou $i = 1, 2 \dots n_k$; $k = 1, 2 \dots L$

n_k : Nombre de neurone de la couche K.

L : nombre de couches.

$U_i^k(t)$: La sortie de neurone i de la couche K.

$P_i^k(t)$: Potentiel somatique du neurone i de la couche K.

W_{ij}^k : Coefficient synaptique (poids) de l'entrée i de la couche K.

$$U_0^k(t) = 1 \quad ; k = 1, 2 \dots L$$

$$U_i^0(t) = X_i(t) \quad ; i = 1, 2 \dots n$$

f^k : Fonction d'activation dans la couche K.

$U_i^L(t)$: Sortie du réseau correspondant au neurone i.

$$U_i^L(t) = y_i(t) \quad ; i = 1, 2 \dots m.$$

Ou $X_1^0(t)$ et $y_1^0(t)$ sont respectivement les entrées et les sorties du réseau.

b) Principe de la rétro-propagation

L'objectif de la méthode de rétro-propagation est d'adapter les paramètres de façon à minimiser sur une fonction de coût donnée par :

$$J(W) = \sum_{p=0}^T j_p(W) \quad (\text{III.3})$$

$$j_p(W) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n [y^d(t) - y(t)]^2 \quad (\text{III.4})$$

Où $y^d(t)$ est le vecteur de sortie désirée, $y(t)$ le vecteur de sortie du réseau

T : le nombre d'exemples ou la longueur de l'ensemble d'entraînement. L'apprentissage se fait par une méthode de gradient, chaque coefficient synaptique étant modifié d'une quantité proportionnelle au taux de changement de l'écart en fonction du changement de ce même coefficient. On commence l'entraînement par un choix aléatoire des valeurs des poids, on présente l'entrée et la sortie désirée correspondante. Une fois la sortie du réseau, l'erreur correspondante et le gradient de l'erreur par rapport à tous les poids sont calculés, les poids sont alors ajustés. Cette procédure est répétée jusqu'à ce que les sorties du réseau seront suffisamment proches (avec la précision demandée) des sorties désirées présentées. La tâche d'apprentissage est achevée et le réseau, ainsi entraîné, est capable d'accomplir la tâche prévue.

a) Adaptation des poids

L'adaptation de poids se fait par la méthode du gradient basé sur la formule itérative suivante :

$$W_{ij}^k(n+1) = W_{ij}^k(n) - \Delta W_{ij}^k \quad (\text{III.5})$$

$$\text{Ou } \Delta W_{ij}^k = -\mu \frac{\partial j(W)}{\partial W_{ij}^k(n)}$$

n : présente le numéro d'itération.

μ : est une constante positive appelée pas du gradient.

La dérivée partielle de la fonction coût par rapport aux poids représenté la vitesse de

variation de l'erreur en fonction de la vitesse de variation des poids. Sur tout l'ensemble de l'entraînement on a :

$$\Delta W_{ij}^k = -\mu \sum_{p=1}^T \frac{\partial j_p(W)}{\partial W_{ij}^k(n)} \quad (\text{III.6})$$

Pour permettre d'implémenter l'algorithme, nous devons développer une expression pour la dérivée partielle de J (W) par rapport à chaque poids du réseau. Pour un choix arbitraire d'une couche k, l'expression de la dérivée peut s'écrire comme suit :

$$\begin{aligned} \frac{\partial j_p(W)}{\partial W_{ij}^k(n)} &= \frac{\partial j_p(W)}{\partial U_j^k(t)} \frac{\partial U_j^k(t)}{\partial W_{ij}^k(n)} \\ \frac{\partial j_p(W)}{\partial U_j^k(T)} &= Y_i^L(t) - Y_i^d(t) \end{aligned} \quad (\text{III.7})$$

$\frac{\partial j_p(W)}{\partial U_j^k(T)}$: représente la sensibilité est donnée par :

$$\frac{\partial j_p(W)}{\partial U_j^k(T)} = Y_i^L(t) - Y_i^d(t) \quad (\text{III.8})$$

Cette expression est appelé erreur de sortie.

Pour les couches cachées :

$$\frac{\partial j_p(W)}{\partial U_j^k(t)} = \sum_{j=1}^{n_{k+1}} \frac{\partial j_p(W)}{\partial U_j^{k+1}(t)} \frac{\partial U_j^{k+1}(t)}{\partial U_i^k(t)} \quad (\text{III.9})$$

Cette expression set appelé erreur de couche cachée ou erreur équivalente.

L'expression $\frac{\partial U_j^k(t)}{\partial W_{ij}^k}$ est donnée par :

$$\frac{\partial U_j^k(t)}{\partial W_{ij}^k} = f'(P_j^k(t)) * U_i^k(t) \quad (\text{III.10})$$

Donc l'expression de la dérivée s'écrit sous la forme :

$$\frac{\partial j_p(W)}{\partial W_{ij}^k(n)} = \frac{\partial j_p(W)}{\partial U_j^k(t)} f'(P_j^k(t)) * U_i^k(t) \quad (\text{III.11})$$

Pour minimiser l'erreur totale sur l'ensemble d'entraînement, les poids du réseau doivent être ajustés après la présentation de tous les exemples.

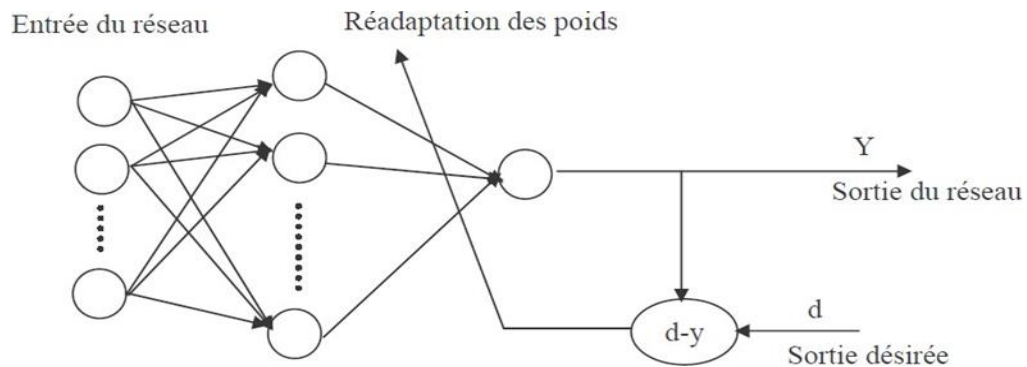


FIGURE III.22: principe de l'entraînement du réseau par rétro-propagation du gradient.

III.3.1.6. Avantages et Inconvénients des réseaux de neurones

✓ **Avantage :**

- Capacité de représenter n'importe quelle fonction, linéaire ou pas, simple ou complexe.
- Faculté d'apprentissage à partir d'exemples représentatifs, par « rétro-propagation des erreurs ». L'apprentissage (ou construction du modèle) est automatique.
- Résistance au bruit ou au manque de fiabilité des données.
- Simple à manier, beaucoup moins de travail personnel à fournir que dans l'analyse statistique classique. Aucune compétence en mathématiques, informatique statistique requise.
- Comportement moins mauvais en cas de faible quantité de données.
- Pour l'utilisateur novice, l'idée d'apprentissage est plus simple à comprendre que les complexités des statistiques multi variables. [17]

✓ **Inconvénients**

- L'absence de méthode systématique permettant de définir la meilleure topologie du réseau ; et le nombre de neurones à placer dans la (ou les) couche(s) cachée(s).
- Le choix des valeurs initiales des poids du réseau et le réglage du pas d'apprentissage, qui jouent un rôle important dans la vitesse de convergence.
- Le problème du sur-apprentissage (apprentissage au détriment de la généralisation).
- La connaissance acquise par un réseau de neurone est codée par les valeurs des poids synaptiques, les réseaux de neurones sont donc des boîtes noires où les connaissances sont inintelligibles pour l'utilisateur. [17]

III.3.1.7. Réseau neuro-flou

Le système Neuro-Flou Consiste en l'association de la logique floue et des réseaux de

neurones pour intégrer la propriété de traitement de l'imprécis des systèmes flous avec celle de l'apprentissage des réseaux de neurones, alors le système Neuro-Flou ce qui permet d'introduire des capacités d'autoréglage dans les systèmes flous, George Lee définit un système neuro-flou comme étant un réseau neuronal multicouche avec des paramètres flous, ou comme un système flou mis en application sous une forme distribuée parallèle[23]

Les systèmes neuro-flous sont des systèmes flous formés par un algorithme d'apprentissage inspiré de réseaux de neurones, l'utilisation conjointe des réseaux de neurones et de la logique floue comme montré dans la figure permet de tirer les avantages des deux méthodes ; les capacités d'apprentissage de la première, la lisibilité et la souplesse de la seconde.

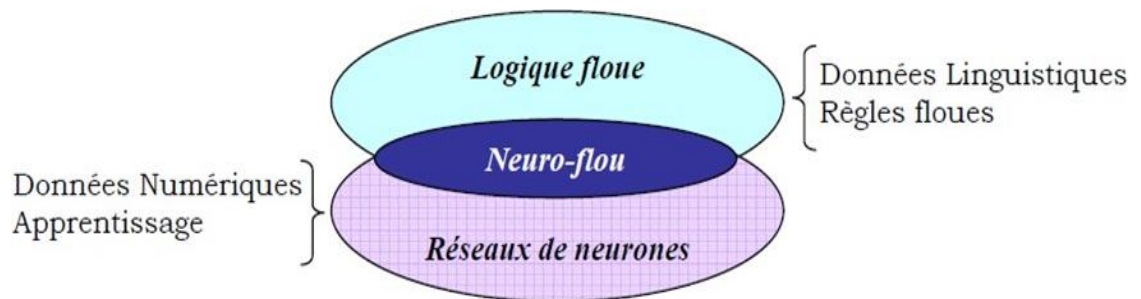


FIGURE III.23: représentation de système Neuro-flou.

La Figure III.25 montre les différentes architectures des systèmes neuro-flous hybrides (FALCON (a) et GARIC (b), NEFCLASS (d), ANFIS (c)) [9]

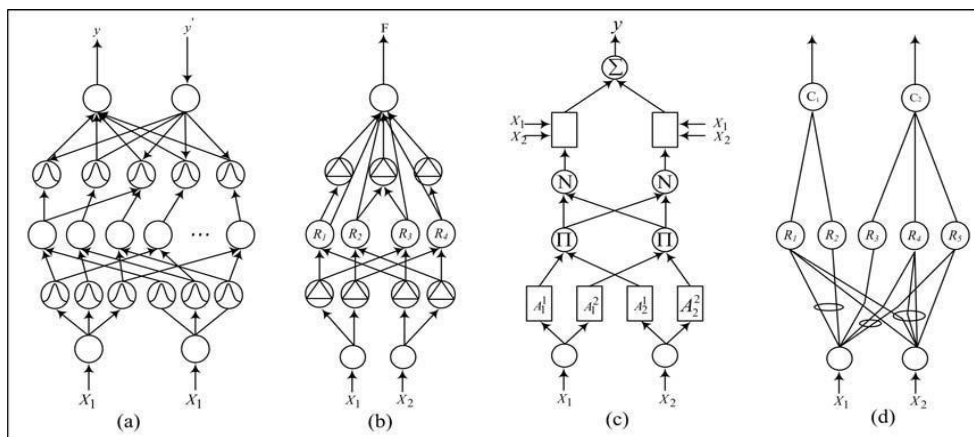


FIGURE III.24: Différentes architectures des systèmes neuro-flous.

III.3.1.8. ANFIS (Adaptive-Network-based Fuzzy Inference System)

ANFIS est un réseau adaptatif proposé par Jang en 1993, représente un système à inférence floue de type Sugeno, l'ANFIS utilise la procédure d'apprentissage Hybride basé sur la rétro-propagation pour l'optimisation des paramètres des parties prémisses et la méthode

des moindres carrés pour la résolution des paramètres. Ce modèle est implémenté dans la boîte à outils « Neuro-Fuzzy » de MATLAB/Simulink et donne de très bons résultats d'approximation de fonctions non linéaires. [16]

La structure ANFIS est constituée de cinq couches comme le montre la Figure dont les connexions ne sont pas pondérées (ont toute un poids égale à 1), Les nœuds sont de deux types différents selon leur fonctionnalité : les nœuds carrés (adaptatifs) contiennent des paramètres, et les nœuds circulaires (fixes) n'ont pas de paramètres. Toutefois, chaque nœud applique une fonction sur ses signaux d'entrée La sortie O_i^K du nœud i de la couche k (appelé nœud (i, k)) dépend des signaux provenant de la couche $k-1$ et des paramètres du nœud (i, k) c'est-à-dire :

$$O_i^K = f(O_1^{K-1}, \dots, O_{n_{k-1}}^{K-1}, a, b, c; \dots) \quad (\text{III.12})$$

Où $k-1$ n est le nombre de nœuds dans la couche $k-1$ et a, b, c, \dots sont les paramètres du nœud (i, k) . Pour un nœud circulaire, ces paramètres n'existent pas. [16]

Couche 1 : fuzzification

La première couche s'appelle la couche d'entrée. Cette couche calculé degrés d'appartenance des entrées utilisant la fonction d'appartenance (Généralement les fonctions d'appartenance utilisées par la méthode ANFIS sont des gaussiennes ou des fonctions cloches). Chaque nœud de cette couche est un nœud carré (adaptatif) avec une fonction de sortie défini par :

$$O_i^1 = \mu_{A_i}(x) \quad (\text{III.13})$$

Où x est l'entrée du nœud i , et A_i le terme linguistique associé à sa fonction

Couche 2 : règles

Tout nœud de cette couche est un nœud circulaire (fixe) étiqueté π , qui multiplie les signaux qui arrivent et fait sortir leur produit qui représente le degré d'activation d'une règle :

$$O_{ij}^2 = w_{ij} = \mu_{A_i}(x_1) \cdot \mu_{B_j}(x_2) \quad (\text{III.14})$$

ou i : représente le nombre de partition x_1 ,

j : représente le nombre de partition x_2 .

Couche 3 : Normalisation

Tout nœud de cette couche est un nœud circulaire (fixe) étiqueté N. Le nœud calcule ce rapport pour estimer donc le poids "normalisé" de chaque règle :

$$O_{ij}^3 = \overline{W_{ij}} = \frac{w_{ij}}{\sum_{i=1}^i \sum_{j=1}^j w_{ij}} \quad (\text{III.15})$$

Couche 4 : calcule de la sortie des règles

Chaque nœud de cette couche est un nœud carré adaptatif, sa fonction réalisant le calcul :

$$O_{ij}^4 = V_{ij} \cdot f_{ij} = V_{ij} \cdot (a_{ij} \cdot x_1 + b_{ij} \cdot x_2 + c_{ij}) \quad (\text{III.16})$$

où V_{ij} est la sortie de la couche 3, et (a_{ij}, b_{ij}, c_{ij}) est l'ensemble des paramètres de sortie de la sortie de la règle (i,j)

Couche 5 : Sommation

Le seul nœud dans cette couche est un nœud fixe étiqueté Σ , qui calcule la sortie globale d'ANFIS par la sommation de tous les signaux qui arrivent :

$$Y = O^5 = \sum V_{ij} \cdot f_{ij} \quad (\text{III.17})$$

III.3.2. Synthèse de commande par ANFIS pour 3D crane

Dans notre cas ; pour les données d'apprentissage nous avons utilisé les données-entrées/sorties des contrôleurs PID appliquée au même système on montre ça dans la section suivante.

Dans les trois axes, on distingue deux choix pour les axes x et y (les entrées de chaque régulateur d'axe sont e et de puis le choix 1 on considère les angles comme entrée de l'ANFIS et le choix 2 on fait régulation PID pour les angles) l'apprentissage est réalisé par les paramètres montrés dans le Tableau comme suivant :

Tableau III.5: Les paramètres d'apprentissage.

	L'axe X	L'axe Y	L'axe Z
Nombre de règles	3*3=9	3*3=9	3*3=9
Type de fonction	Gaussienne	Gaussienne	Gaussienne
La fonction de sortie	Linéaire	Linéaire	Linéaire
Méthode d'apprentissage	Hybride	Hybride	Hybride
Nombre d'épochè	60	60	60

III.3.2.1. Les résultats d'apprentissage :

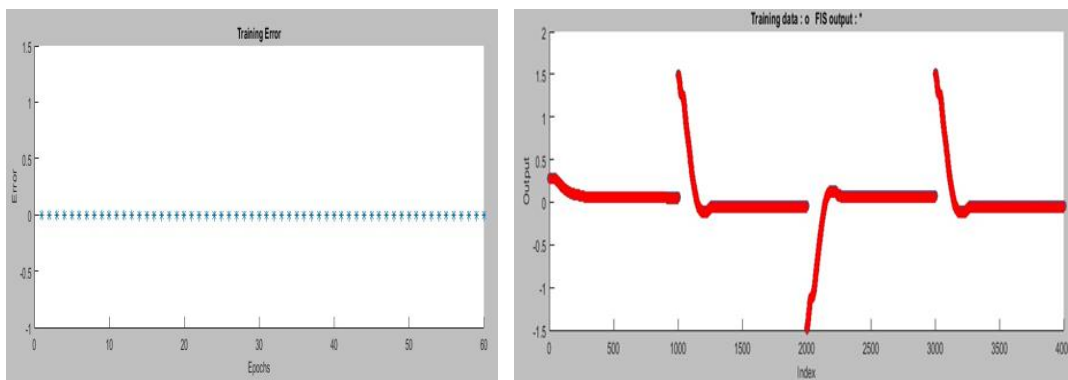


FIGURE III.25: l'apprentissage sur l'axe X.

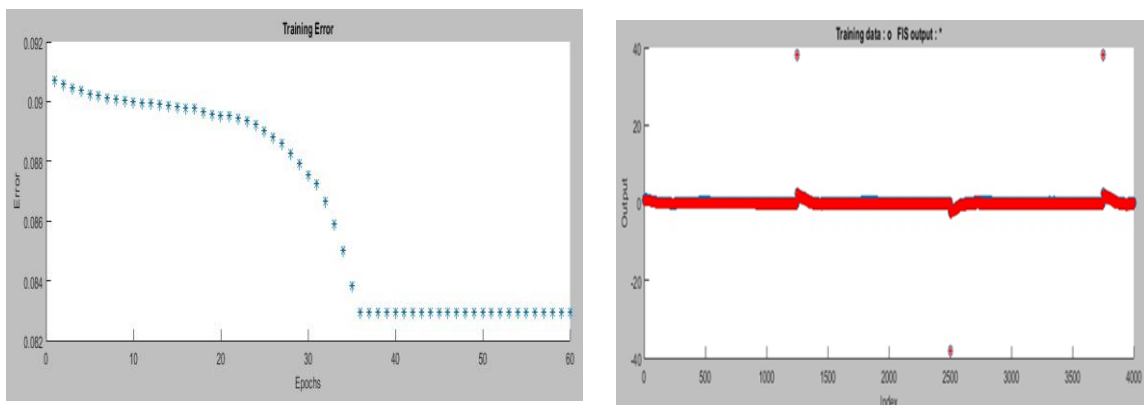


FIGURE III.26: l'apprentissage sur l'axe Y.

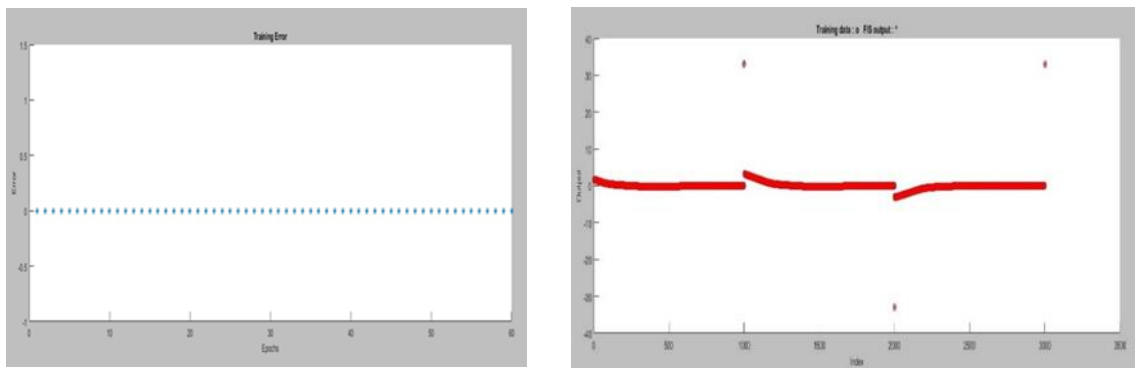


FIGURE III.27: l'apprentissage sur l'axe z

III.3.2.2. Interprétation des résultats

Les Figures montrent les graphes obtenus par l'apprentissage et le test sur les axes, les résultats d'apprentissage sont 0, 0.09, $5.8 \cdot 10^{-6}$ pour les axes X et Y, Z ; on remarque que l'erreur d'apprentissage sur l'axe Y est plus élevée cela est due à la conception structurale de la grue.

III.3.3. Commande hybride glissante floue et neuro-floue

III.3.3.1. Commande par mode glissant :

La commande par mode glissant (SMC) a également nommé le contrôle de structure variable de mode glissant ou le contrôle de structure variable avec le mode glissant, qui est une technique de contrôle de structure variable, elle est une stratégie de contrôle robuste qui est appliquée aux systèmes dynamiques non linéaire de haut ordre complexe fonctionnant dans des conditions incertaines, utilisant le SMC, les états du système sont conduits vers une surface particulière dans l'espace d'état, qui est appelé la surface de glissant[2]

III.3.3.2. Configuration de base des systèmes à structure variable

On peut distinguer trois configurations de base pour les systèmes à structure variable : [9]

- ✓ Structure par commutation d'une contre réaction d'état :

Le schéma de la structure par commutation au niveau de l'organe de commande est donné dans la figure III.28

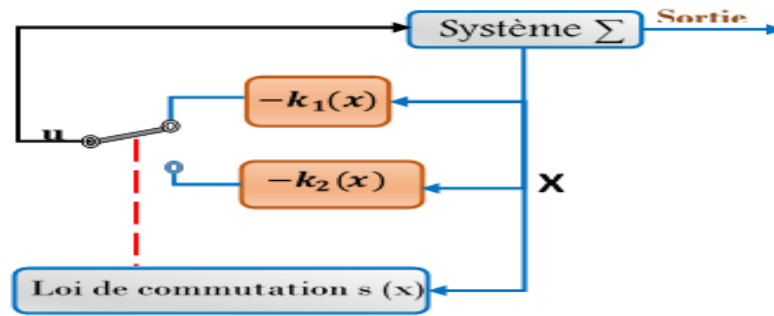


FIGURE III.28: configuration par changement de retour d'état.

Suivant que $S(x)$ est positif ou négatif, la commande U est donnée par

$$\begin{cases} U = -k_1(x) & \text{si } S(x) > 0 \\ U = -k_2(x) & \text{si } S(x) < 0 \end{cases}$$

Ou X : Vecteur d'état ; Y : Sortie du système, $-k_1, -k_2$: Vecteur lignes du retour d'état.

- ✓ Structure niveau de l'organe de commande

Le schéma de la structure par commutation au niveau de l'organe de commande est donné dans la figure III.29.

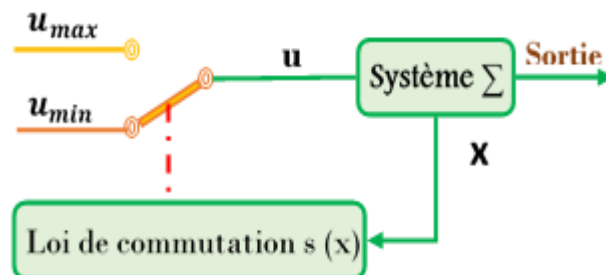


FIGURE III.29: Configuration avec loi de commutation au niveau de l'organe de commande.

La grandeur de commande U ne prend que deux valeurs constantes U_{max} et U_{min} , cette structure de commande est la plus classique et la plus usitée. Elle correspond au fonctionnement tout ou rien des interrupteurs de puissance avec une commutation rapide d'une position à l'autre, la loi de commutation est : [2]

$$U = \begin{cases} U_{max} & \text{si } S(x) > 0 \\ U_{min} & \text{si } S(x) < 0 \end{cases}$$

- ✓ Commutation au niveau de l'organe de commande, avec ajout de la commande équivalente :

Le schéma de la structure par commutation au niveau de l'organe de commande, avec ajout de la commande équivalente est donné par la figure III.30

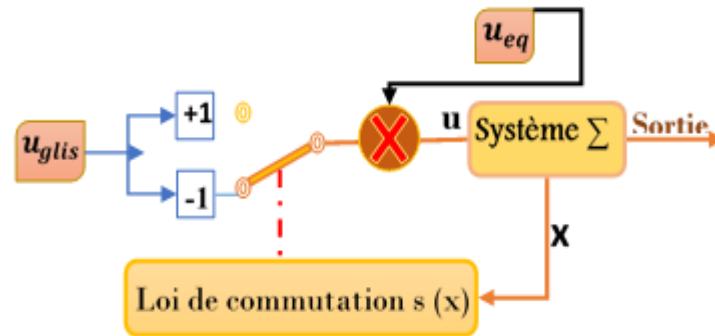


FIGURE III.30 : Changement de structure avec ajout de la commande équivalente.

Cette structure est très simple d'utilisation, elle permet de pré-positionner l'état futur du système dans un état désiré stable grâce à la commande équivalente, et de réduire le phénomène de chattering [24]

III.3.3.3. Théorie de la commande par modes glissants

La technique de la commande par mode glissant (MG) consiste à contraindre l'état du système à atteindre en temps fini une hyper surface (dans l'espace d'état) donnée y rester, et de la faire commuter à l'aide d'une logique de commutation appropriée jusqu'au point d'équilibre. Cette hyper surface étant une relation entre les variables d'état du système, elle définit une équation différentielle, et donc détermine totalement la dynamique du système, Cette commande comme montré dans la figure III.28 se fait en deux étapes : la convergence vers la surface –MC-la variable à régler se déplace à partir de n'importe quel point initial dans le plan de phase, et tend vers la surface de commutation($S(x,y)=0$) et ensuite le glissement de la variable d'état-MG- a atteint la surface de glissement et tend vers l'origine du plan de phase ; La conception de cette commande peut se faire en trois étapes : le choix des surfaces puis l'établissement des conditions d'existence et de convergence, ensuite la détermination de la loi de commande[2]

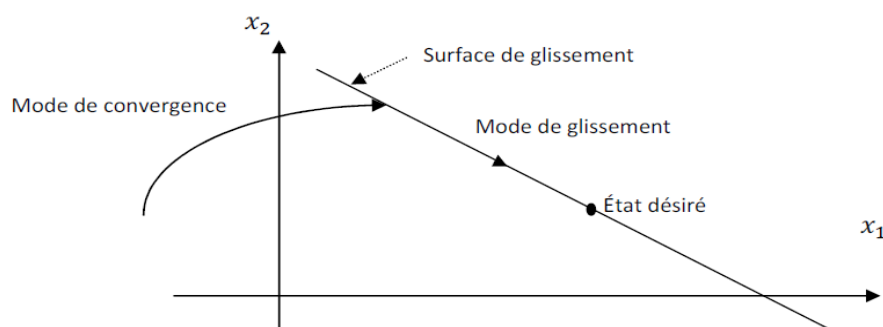


FIGURE III.31 : Différents modes de convergence pour la trajectoire d'état.

- ✓ Choix de la surface de glissement :

La surface de glissement s'écrit généralement en fonction de l'écart de la sortie par rapport à sa valeur désirée. La formule générale de la surface de glissement proposée par J. Jslotinie est définie en fonction de l'ordre du système comme suit : [24-9]

$$s(x) = \left(\frac{\partial}{\partial t} + \lambda \right)^{r-1} e(x) \quad (\text{III.18})$$

Ou $e(x) = x - x_d$; \mathbf{x} : état référentiel de système et x_d : état désirée
 $e(x)$: écart de la variable à régler (l'erreur) ; λ : Constante positive

r : degré relatif, égale au nombre de fois qu'il faut dériver la sortie pour faire apparaître la commande ou on peut voir

$$\text{Pour } r = 1, \quad S(x) = e(x).$$

$$r = 2, \quad S(x) = \dot{e}(x) + \lambda e(x).$$

$$r = 3, \quad S(x) = \ddot{e}(x) + 2\lambda\dot{e}(x) + \lambda^2 e(x).$$

✓ Condition d'existence du mode de glissement :

Le choix de la fonction de glissement étant fait, la deuxième étape consiste à concevoir une loi de commande qui puisse amener le vecteur d'état et permette à la dynamique du système, dans le plan de phase à converger vers la surface et y demeurer ($s=0$) et soit conçue de telle manière à ce que S soit attractive, Pour déterminer la condition d'attractivité, considérons la fonction de Lyapunov qui est une fonction scalaire positive $V(x) > 0$ pour les variables d'état du système et de choisir une loi de commande qui fera décroître cette fonction $\dot{V}(x) < 0$

, La fonction de Lyapunov est comme suivie : [9]

$$V(x) = \frac{1}{2} s^2(x) \quad (\text{III.19})$$

Et La dérivée de cette fonction est : $\dot{V}(x) = \dot{s}(x).s(x)$, La condition qui garantit la convergence de l'état vers la surface de glissement est donnée par :

$$\dot{V}(x) = \dot{s}(x).s(x) < 0 \quad (\text{III.20})$$

✓ Détermination de la loi de commande : [2]

$$\text{Soit le système } \dot{x}(t) = f(x, t) + g(x, t)u(t)$$

La commande par modes glissants se décompose généralement de deux parties ainsi

$$u = u_{eq} + \Delta u \text{ ou}$$

- u_{eq} représente la commande équivalente ; sert à maintenir la variable à contrôler sur la surface de glissement ($s = 0$), elle déterminée à partir de la condition de convergence grâce aux conditions d'invariance de la surface :

$$s = 0 \quad \dot{s} = 0 \quad \text{Où } u_{eq} \text{ est déduite de la relation } \dot{s} = 0$$

$$\dot{s} = \frac{ds}{dt} = \frac{\partial s}{\partial x} \frac{\partial x}{dt} = \frac{\partial s}{\partial x} \{f(x, t) + g(x, t)u_{eq}(t)\} + \frac{\partial s}{\partial t} \{g(x, t)\Delta u\}$$

Lorsque $s = 0$ donc $\dot{s} = 0$ on déduit $u_{eq}(t) = -\left\{\frac{\partial s}{\partial t} g(x, t)\right\}^{-1} \left\{\frac{\partial s}{\partial x} f(x, t)\right\}$

Physiquement, la commande équivalente représente la valeur moyenne de la commande U

- Δu est l'action discontinue (de commutation) : qui assure la convergence en temps fini vers la surface et le rejet d'une certaine classe de perturbations ; .Elle est constituée de la fonction signe de la surface de glissement s , multipliée par une constante positive comme suit :

$$U_d = \dot{S}(x) = -K \cdot \text{sign}(S(x))$$

Où $S(x, t)$ est la fonction définie par :

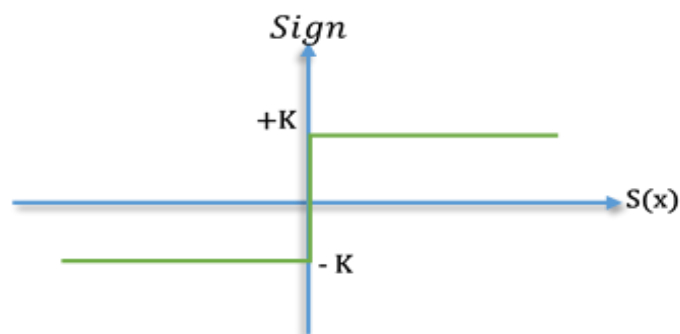
$$\text{sign } S(x, t) = \begin{cases} -1 & \text{si } S(x, t) < 0 \\ +1 & \text{si } S(x, t) > 0 \end{cases}$$


FIGURE III.32: Représentation de la fonction Sign.

Comme nous avons cité la commande U_d commute entre deux valeurs $\pm k$ avec une fréquence théoriquement infinie. Évidemment, pour une utilisation pratique, seule une commutation à une fréquence finie est possible ; les discontinuités appliquées à la commande

durant la commutation entre les deux valeurs $\pm k$ causent des oscillations indésirables et ça peuvent entraîner un phénomène de broutement, appelé ‘chattering’ [9]

III.3.3.4. Phénomène de broutement (chattering) :

Malgré les différents avantages de la commande par modes de glissement, son utilisation a été connue par un inconvénient majeur lié au phénomène de réticence ou ‘broutement’ ou ‘chattering’ en anglais montré dans la figure III.29 et qui se caractérise par des fortes oscillations autour des trajectoires du système de la surface. Un mode de glissement idéal correspond à une commande qui commute à une fréquence infinie et ça impossible de trouver un organe de commande pouvant réaliser cette opération, les principales raisons à l’origine de ce phénomène sont les limitations des actionneurs ou les retards de commutation au niveau de la commande, ces commutations détériorent la précision de la commande et peuvent s’avérer néfastes pour l’organe de commande en provoquant une détérioration prématurée des systèmes mécaniques.[2]

Dans le but de réduire ou d’éliminer ce phénomène, de nombreuses solutions ont été proposées, les plus utilisées sont les suivantes : la solution de couche limite, la méthode d’observateur, le mode glissant d’ordre supérieur et système adaptatif. [24]

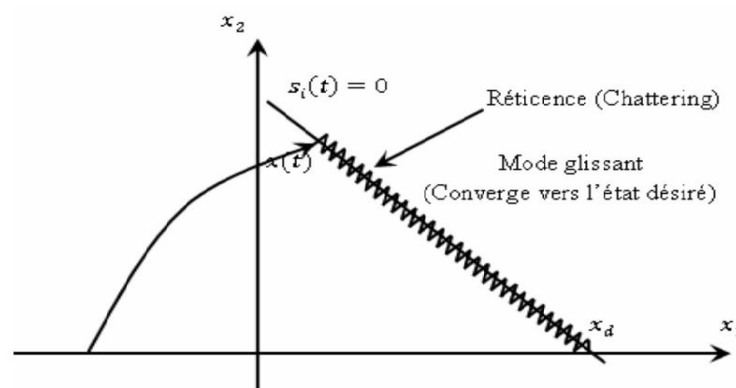


FIGURE III.33: Phénomène de Chattering.

III.3.3.5. La Commande hybride glissante- (floue / neuro-floue).

Pour maintenir la robustesse et améliorer les performances du système commandé par mode glissant ; de tel sorte que la dynamique désirée du système soit obtenue par remplacement du partie équivalent de la commande par mode glissant, par une partie floue (FSMC) ou neuro-floue (NFSMC) ; dans autre terme la commande discontinue assure la

création d'une surface de glissement et le conserve a gardé la trajectoire, les équations suivantes proposées qui décrivent ça sont comme suit :

$$U_{FSMC} = U_{floue} + U_d \tag{III.21}$$

$$U_{NFSMC} = U_{neurofloue} + U_d \tag{III.22}$$

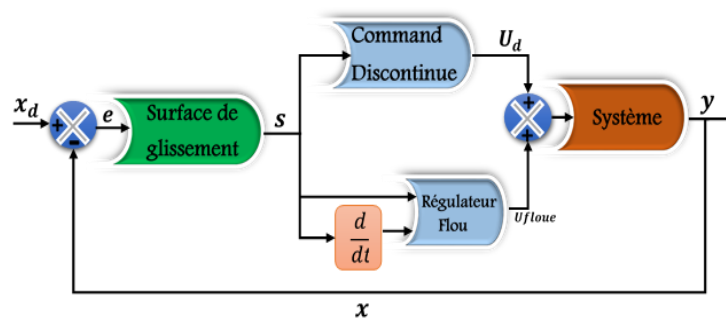


FIGURE III.34: Schéma de la commande hybride FSMC.

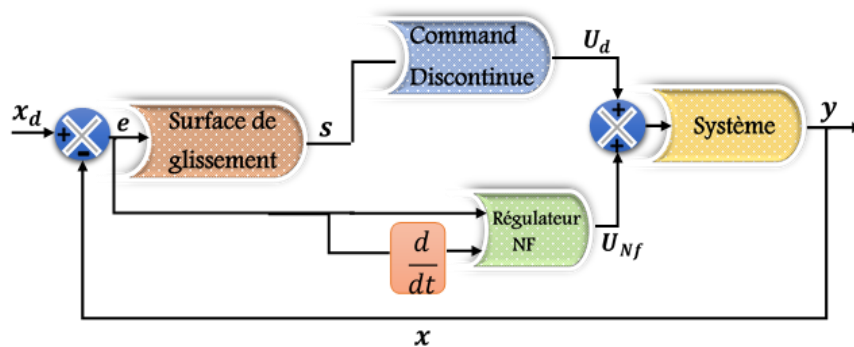


FIGURE III.35: Schéma de la commande hybride NFSMC.

On distingue 2 choix pour les entrées de régulateur flou :

- Entrée e; de La base des règles de régulateur floue dans le tableau III.6 suivant :

<i>u</i>	<i>e</i>				
	<i>NG</i>	<i>N</i>	<i>Z</i>	<i>P</i>	<i>PG</i>
<i>NG</i>	<i>NG</i>	<i>NG</i>	<i>N</i>	<i>N</i>	<i>Z</i>

<i>de</i>	<i>NP</i>	<i>NG</i>	<i>N</i>	<i>N</i>	<i>Z</i>	<i>P</i>
	<i>EZ</i>	<i>N</i>	<i>N</i>	<i>Z</i>	<i>P</i>	<i>P</i>
	<i>PP</i>	<i>N</i>	<i>Z</i>	<i>PP</i>	<i>PP</i>	<i>PG</i>
	<i>PG</i>	<i>Z</i>	<i>P</i>	<i>P</i>	<i>PG</i>	<i>PG</i>

Tableau III.6: matrice d'inférence (e, de).

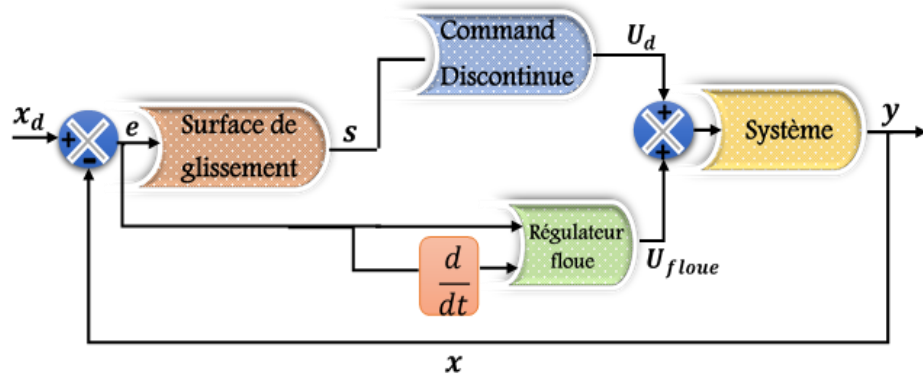


FIGURE III.36: schéma de régulateur avec entrées (e ; de).

- Entrée s; ds La base des règles de régulateur floue montré dans le tableau III.7 suivant :

<i>u</i>		<i>S</i>				
		<i>NG</i>	<i>N</i>	<i>Z</i>	<i>P</i>	<i>PG</i>
<i>dS</i>	<i>NG</i>	<i>NG</i>	<i>NG</i>	<i>N</i>	<i>N</i>	<i>Z</i>
	<i>NP</i>	<i>NG</i>	<i>N</i>	<i>N</i>	<i>Z</i>	<i>P</i>
	<i>EZ</i>	<i>N</i>	<i>N</i>	<i>Z</i>	<i>P</i>	<i>P</i>
	<i>PP</i>	<i>N</i>	<i>Z</i>	<i>PP</i>	<i>PP</i>	<i>PG</i>
	<i>PG</i>	<i>Z</i>	<i>P</i>	<i>P</i>	<i>PG</i>	<i>PG</i>

Tableau III.7: matrice d'inférence (s ; ds).

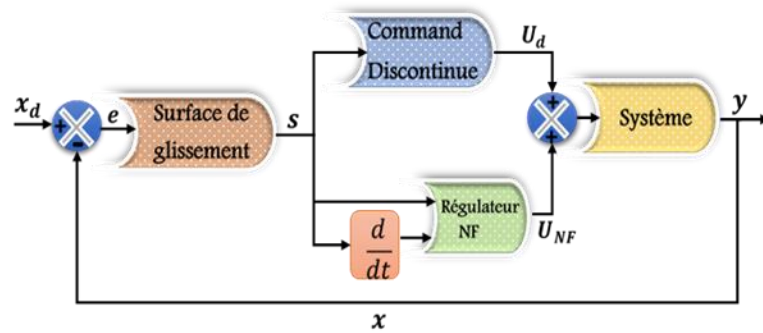


FIGURE III.37: schéma de régulateur avec entrées (s ; ds).

III.4. Conclusion :

Dans ce chapitre nous avons présenté les fondements théoriques des commandes implémentées tel que les techniques de l'intelligence artificielle et la commande par mode glissant. Ainsi pour le but de concevoir des systèmes de commande hybride, utilisant les deux derniers pour atteindre une meilleure commande qui assure la robustesse de la commande et garde les performances du système tel que la rapidité et la bonne poursuite de trajectoire désiré dans l'application de ces commandes sur une plateforme expérimentale 3Dcrane.

Chapitre IV :

Résultats de la simulation des commandes

Chapitre IV : Résultats de la simulation des commandes

IV.1. Introduction

L'objectif de notre travail est basé principalement sur la minimisation de balancement de la masse dans les deux angles Alpha et bêta avec une bonne poursuite

Dans ce chapitre nous allons présenter les résultats de simulations et de l'implémentation de la commande synthétisée dans le chapitre précédent sur la plateforme expérimentale de notre travail « le système (3D Crane) à 5 DOF » au niveau de laboratoire automatique de notre université avec une comparaison entre les différentes techniques.

Un test de performance et de robustesse vis-à-vis la perturbation extérieure des commandes implémentées a été aussi effectuée.

IV.2. Résultats des simulations et expérimentaux

IV.2.1. Résultat de poursuite

Les trajectoires de références sont des signaux carrés de fréquence (0.05, 0.04, 0.05) Hz et d'amplitude (0.3, 0.3, 0.3) m à partir du point (0, 0, 0) m

IV.2.1.1. Régulation PID

Dans ce cas le système est commandé en position par un PID sans prendre en considération le contrôle de balancement des angles, on va le comparer avec des résultats obtenus par une commande globale (position et balancement) par des contrôleurs PID.

Les résultats de l'implémentation sont présentés dans les figures suivantes. Le Tableau (IV.1) illustre les valeurs numériques des gains (entièrement implémenté avec le système 3D crane) utilisés dans le schéma de commande montré dans l'Annexe B

TABLEAU IV.1: Les paramètres PID.

	PIDx	PIDy	PIDz	PID α	PID β
Avec réguler	Kp=5; Ki=15 Kd=1	Kp=6 Ki=15 ; Kd=1	Kp=25; Ki=3.e-7 ; Kd=0	Kp=10; Ki=Kd=0	Kp=5; Ki=Kd=0
Sans réguler	Kp=5; Ki=15 Kd=1	Kp=6 Ki=15 ; Kd=1	Kp=25; Ki=3.e-7 ; Kd=0	/	/

On obtient les résultats sont montrés dans les figures suivantes :

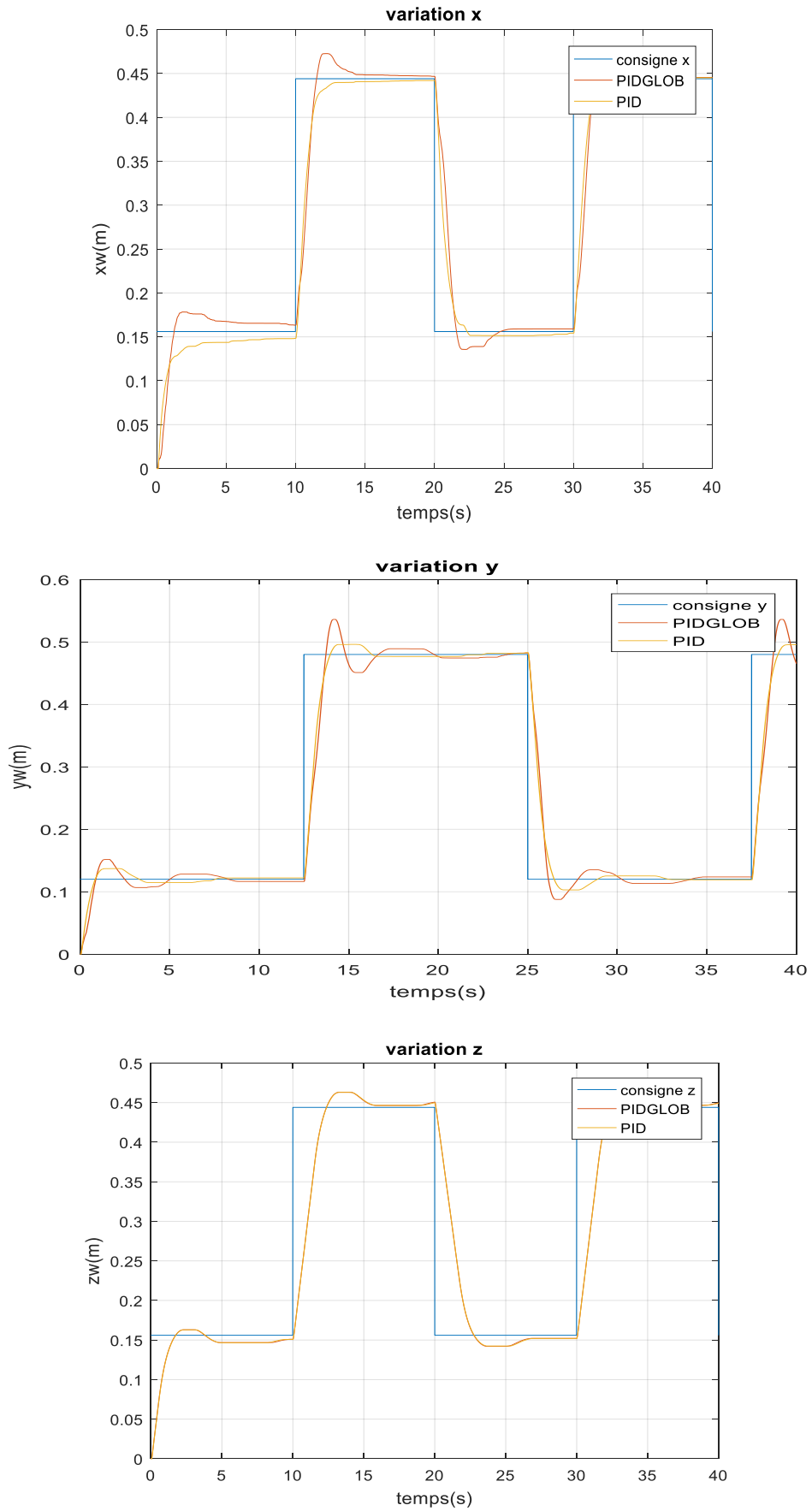


FIGURE IV.1: L'évolution sur les axes X, Y et Z (PID).

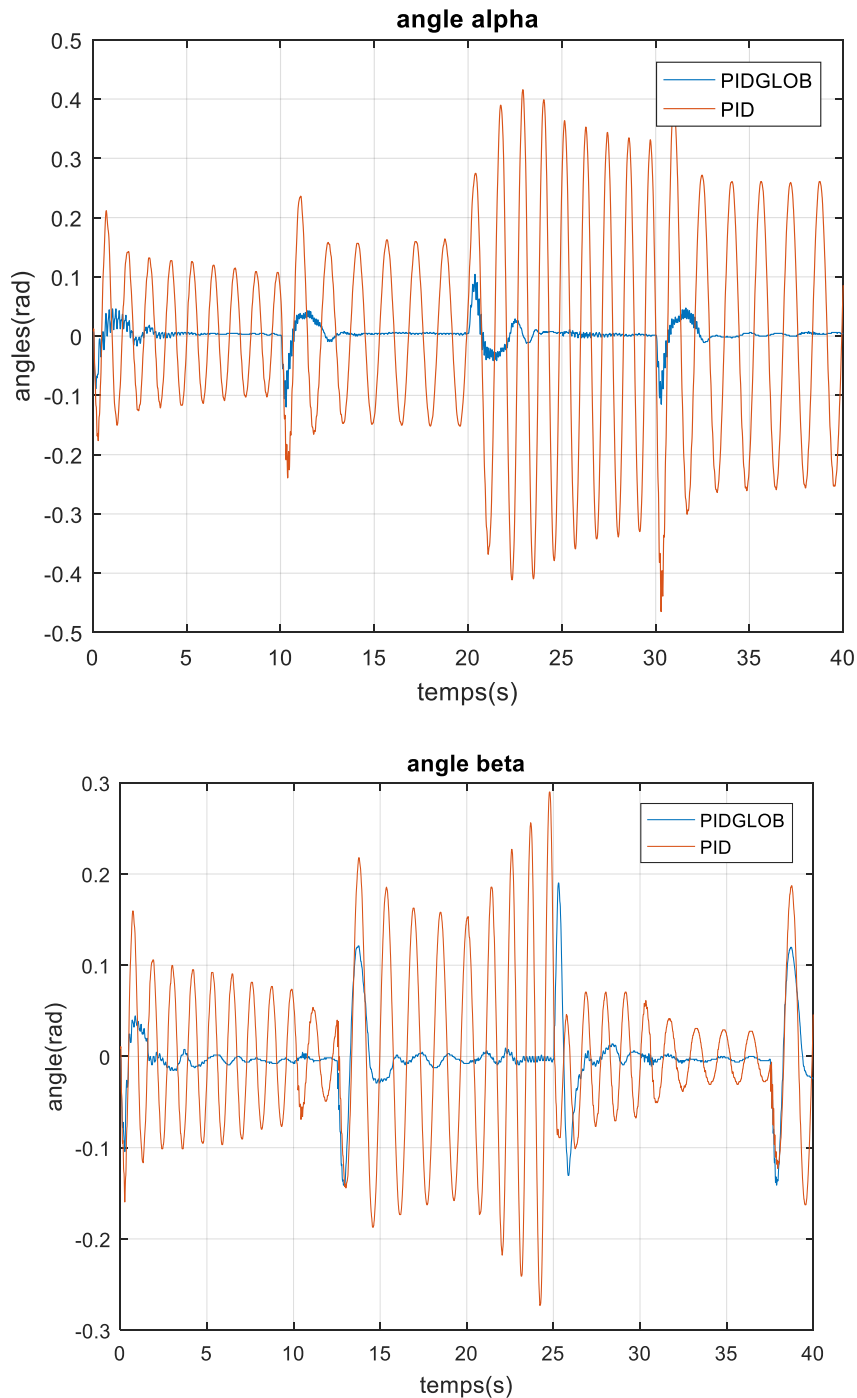


FIGURE IV.2: L'évolution sur les angles α et β (PID).

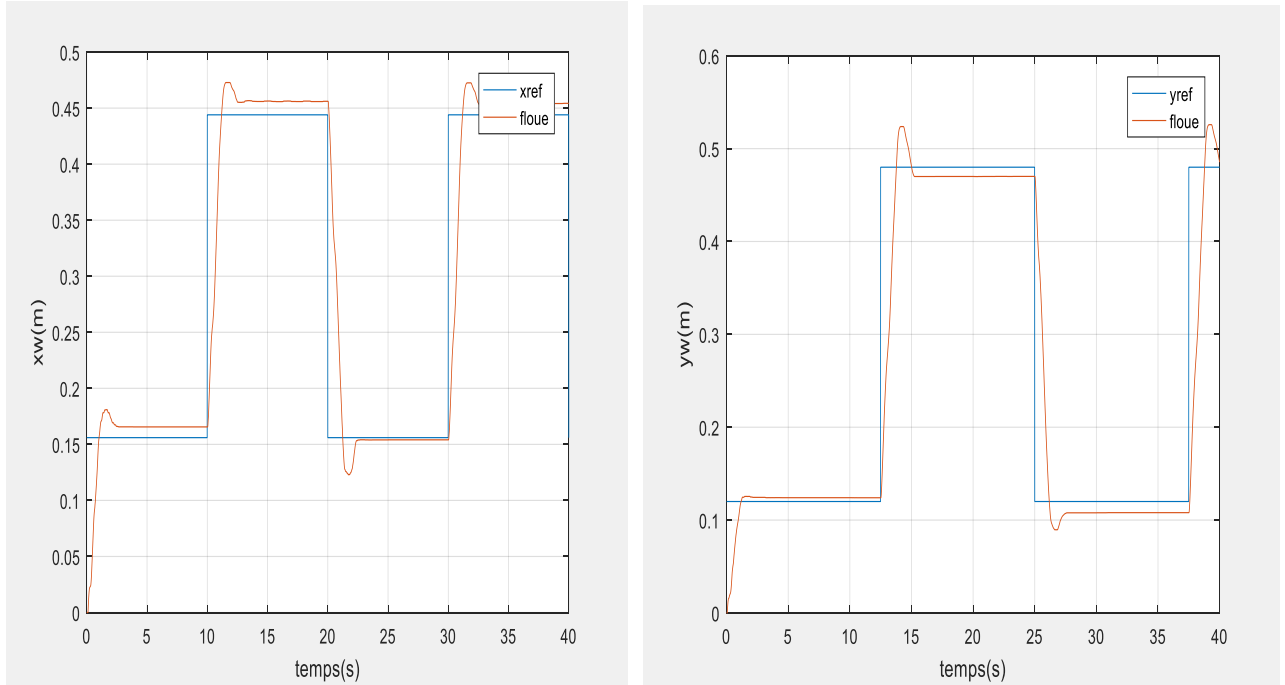
Interprétation des résultats :

Dans la Figure (IV.1) les résultats obtenus montrent la poursuite de trajectoire selon les trois axes du système,

on observe que l'erreur statique de poursuite sans régulation des angles est inférieure à celle obtenue avec régulation globale (avec régulation des angles) avec un dépassement de 2.8 % dans ce dernier et cela est due à la compensation du balancement de la charge réalisé par les

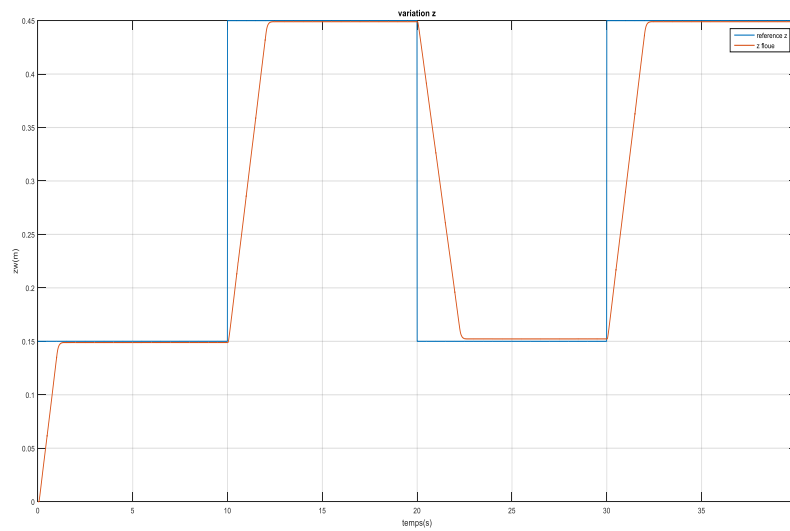
régulateurs des angles ; et ce qui n'est pas assuré dans l'autre cas (sans régulation des angles). Dans ce dernier on aura une très grande balancement (0.3rad ; 0.5rad) au niveau des angle alpha et béta Figure (IV.2) qui dépasse les valeurs tolérables par le système.

IV.2.1.2. La commande par la logique floue :



la position x

la position y



La position z

FIGURE IV.3 : régulateur floue- les positions x, y et z.

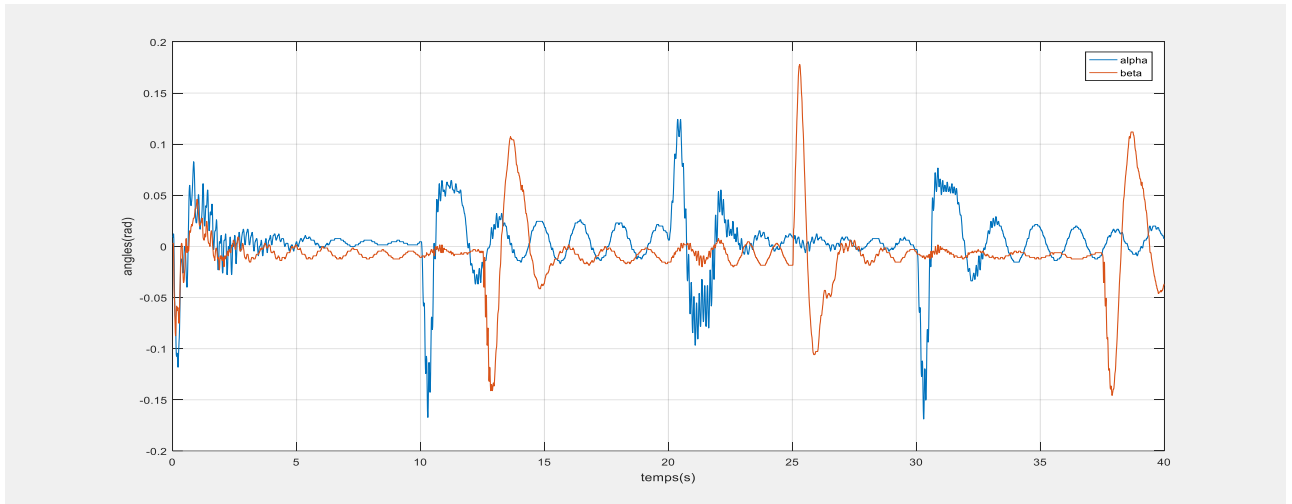
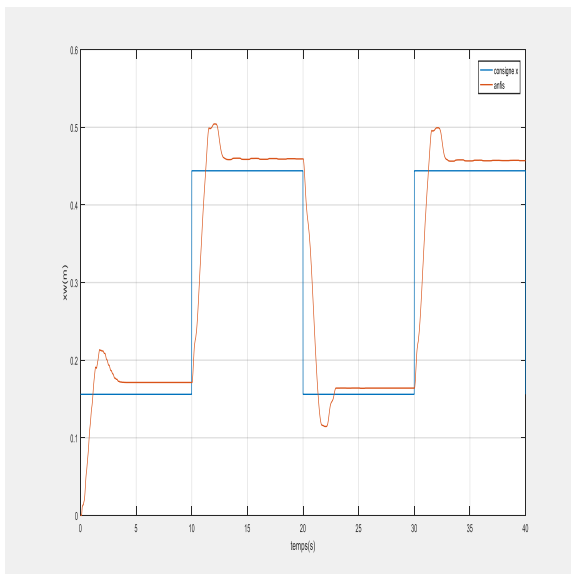
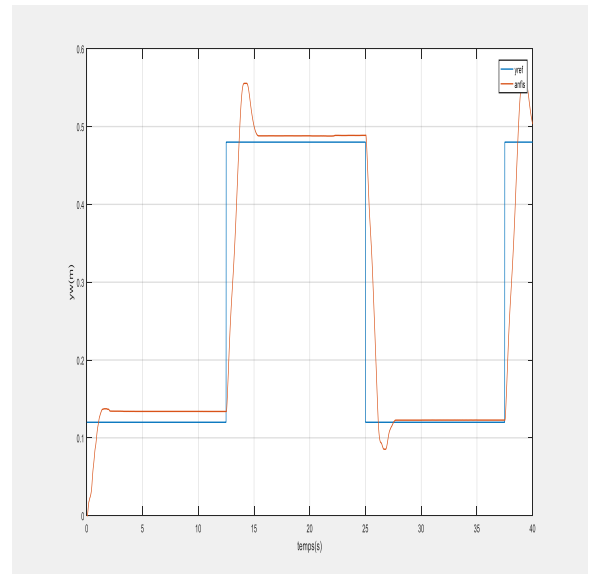


FIGURE IV.4 : régulateur flou- les angles α et β .

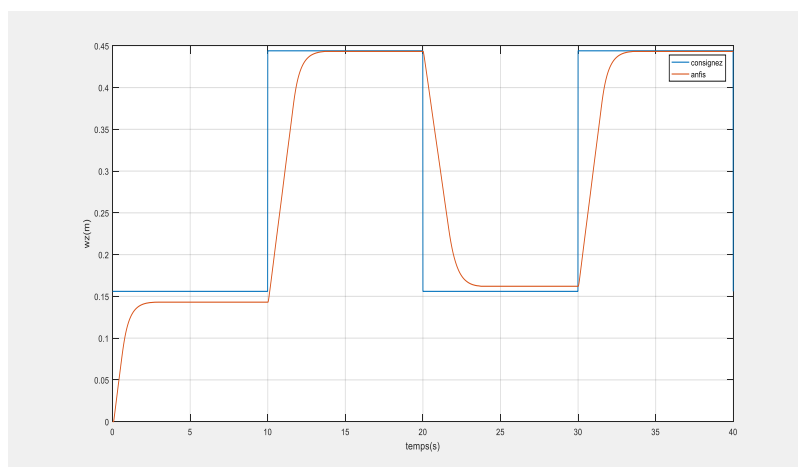
IV.2.1.3. La commande ANFIS



la position x



la position y



La position z

FIGURE IV 5: régulateur ANFIS : les positions x, y et z.

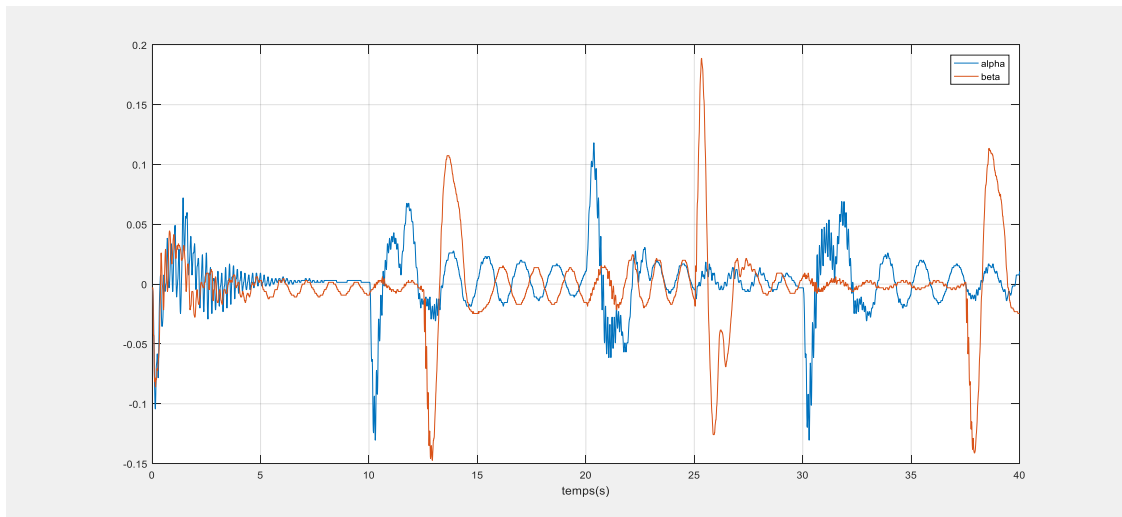
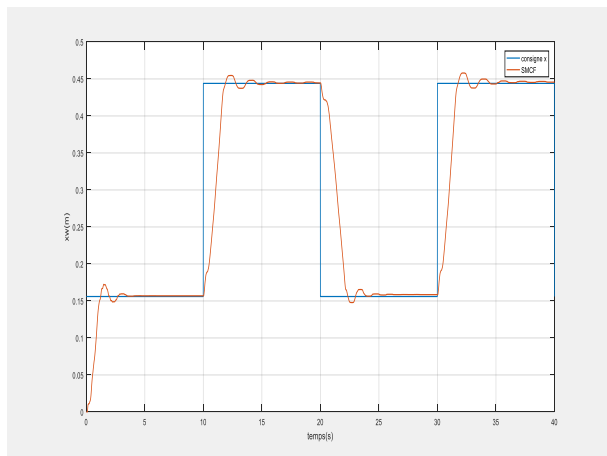


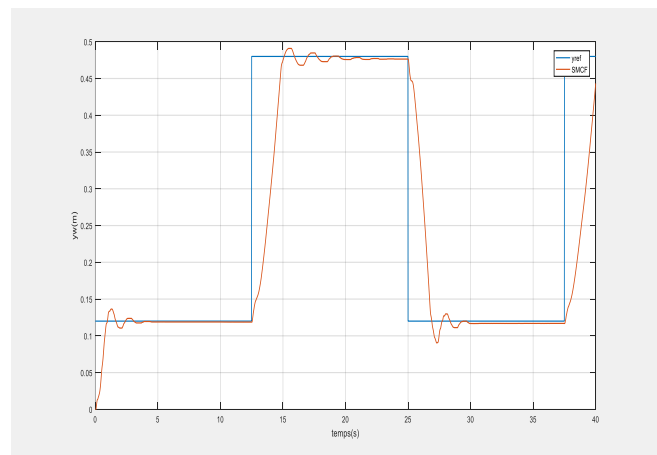
FIGURE IV.6: régulateur ANFIS : les angles α

IV.2.1.4. La Commande hybride glissante-floue type ($e; de$)

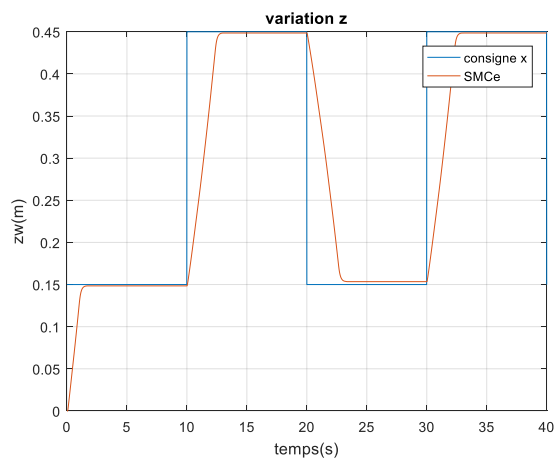
Pour les paramètres suivants :
 FSMC(X) : $k = 24, lamda = 22$, FSMC(Y) : $k = 22, lamda = 20$; FSMC(Z) : $k = 20, lambda = 18$



la position x



la position y



La position z

FIGURE IV.7: régulateur hybride glissante-floue type ($e; de$) : les positions x, y et z .

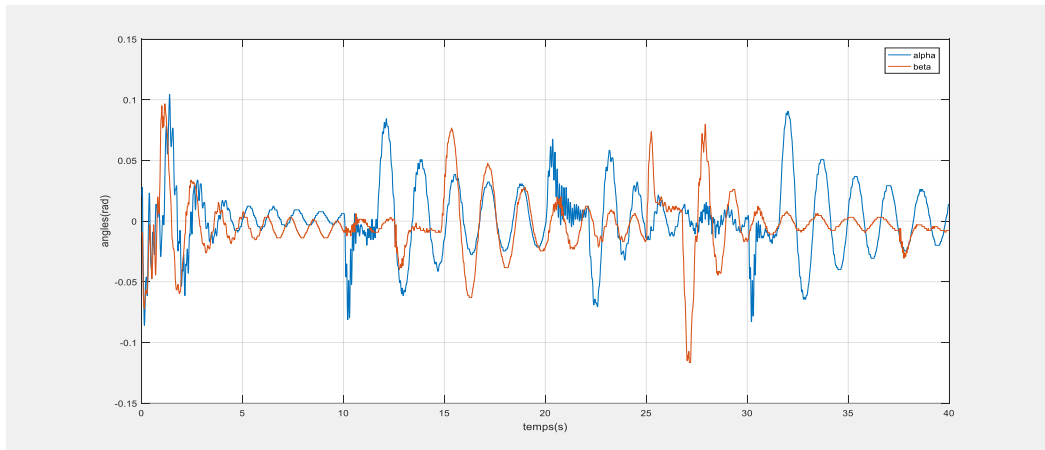
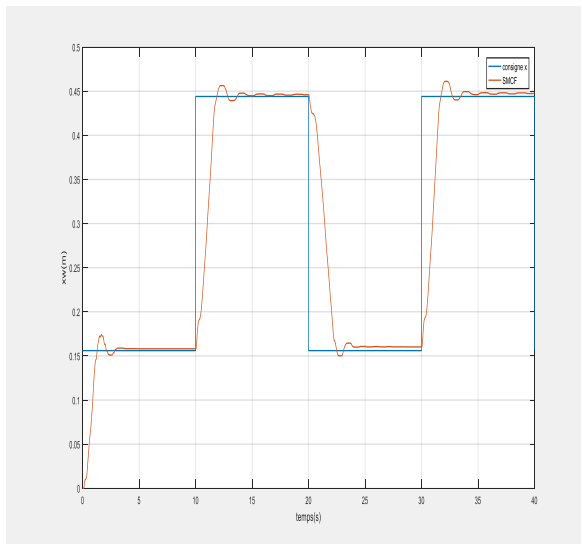


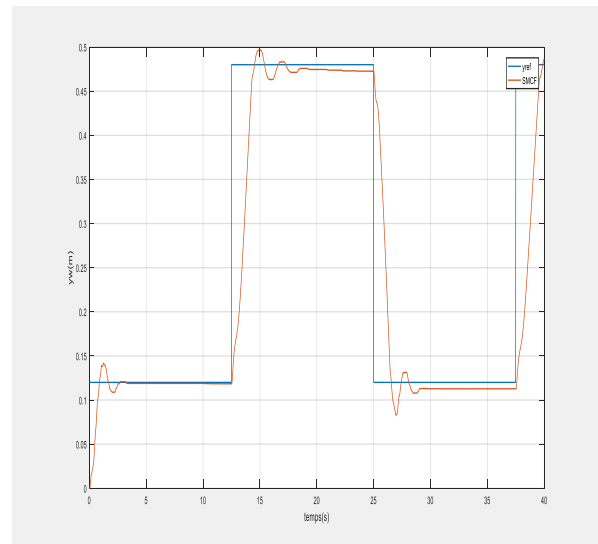
FIGURE IV.8: régulateur : hybride glissante-floue type ($e; de$) les angles α et β .

IV.2.1.5. La Commande hybride glissante-floue type ($s ; ds$)

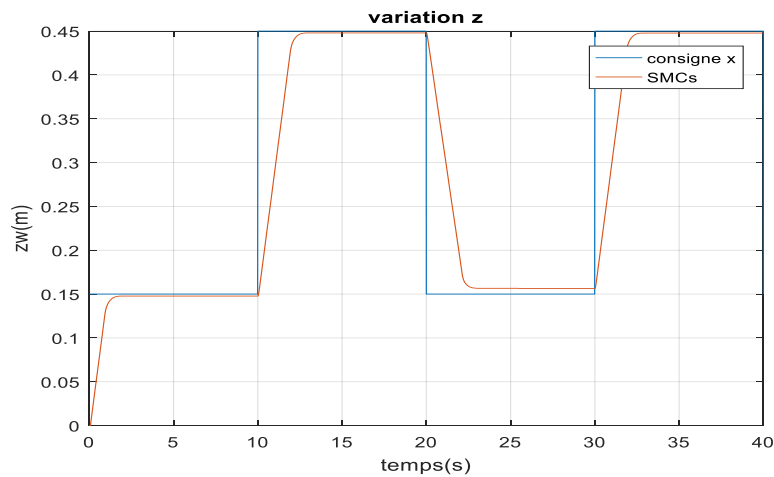
$FSMC(X) : k = 24, lamda = 22, FSMC(Y) : k = 22, lamda = 20 ; FSMC(Z) : k = 20, lambda = 18$



la position x



la position y



La position z

FIGURE IV.9: régulateur hybride glissante-floue type (s, ds) : les positions x, y et z.

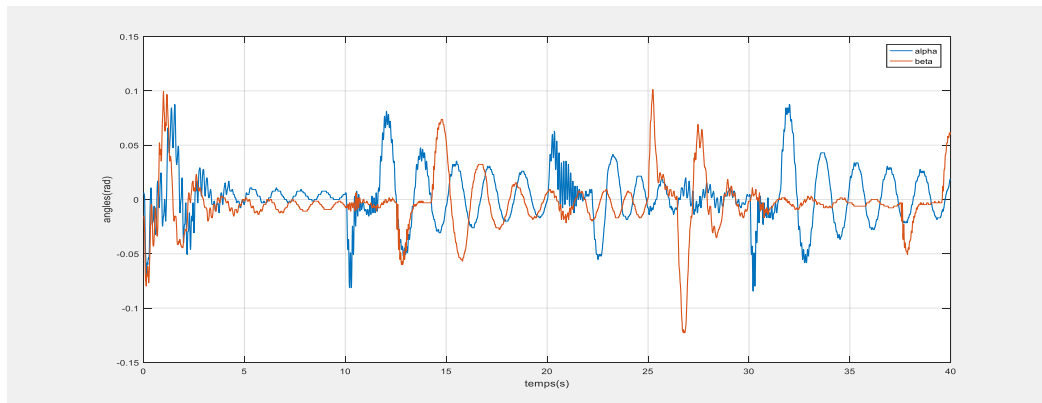
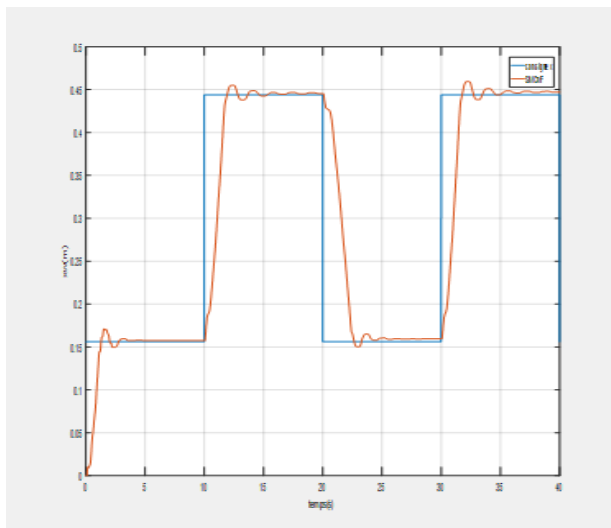


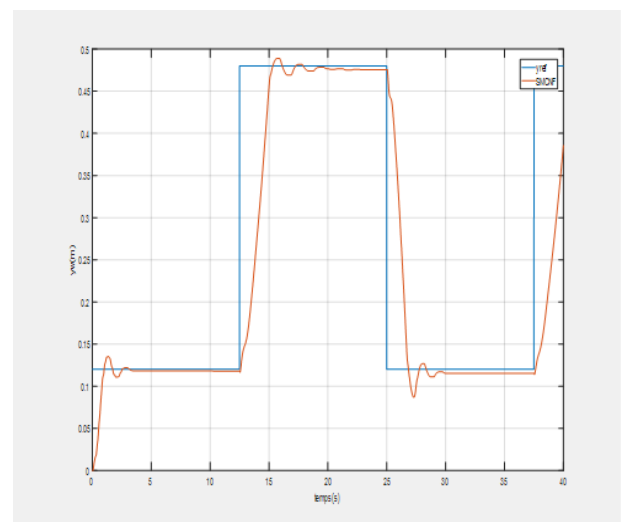
FIGURE IV.10: régulateur : hybride glissante-floue type (s, ds) les angles α et β .

IV.2.1.6. La Commande hybride glissant-Neurofloue

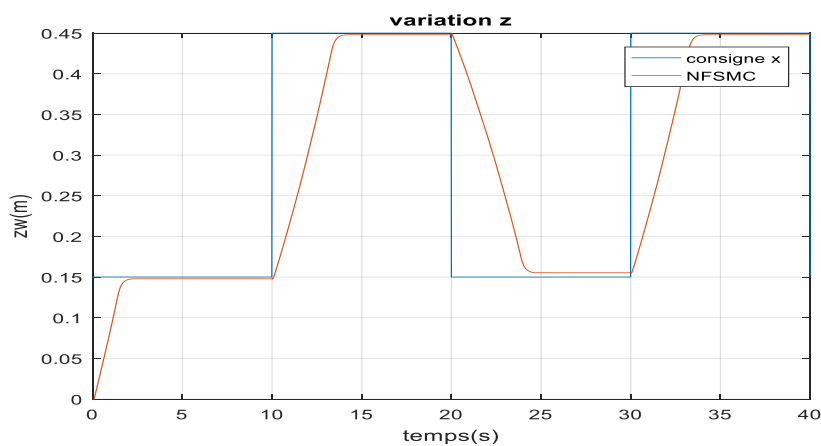
$FSMC(X) : k = 24, lamda = 22, FSMC(Y) : k = 22, lamda = 20 ; FSMC(Z) : k = 20, lambda = 18$



La position x



La position y



La position z

FIGURE IV.11: régulateur hybride glissante-Neurofloue : les positions x, y et z.

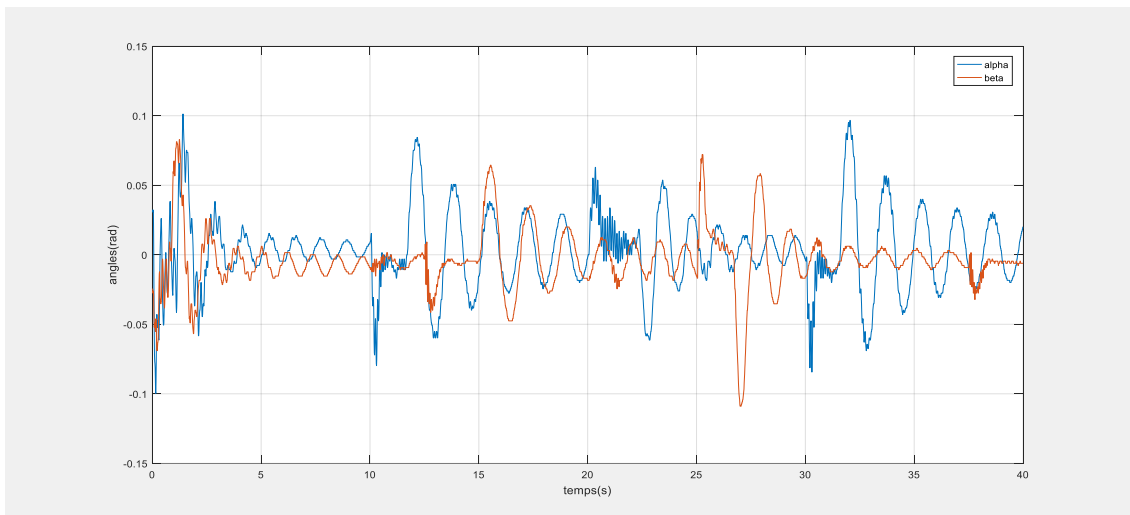


FIGURE IV.12: régulateur hybride glissante-Neurofloue : les angles α et β .

Schémas comparatifs

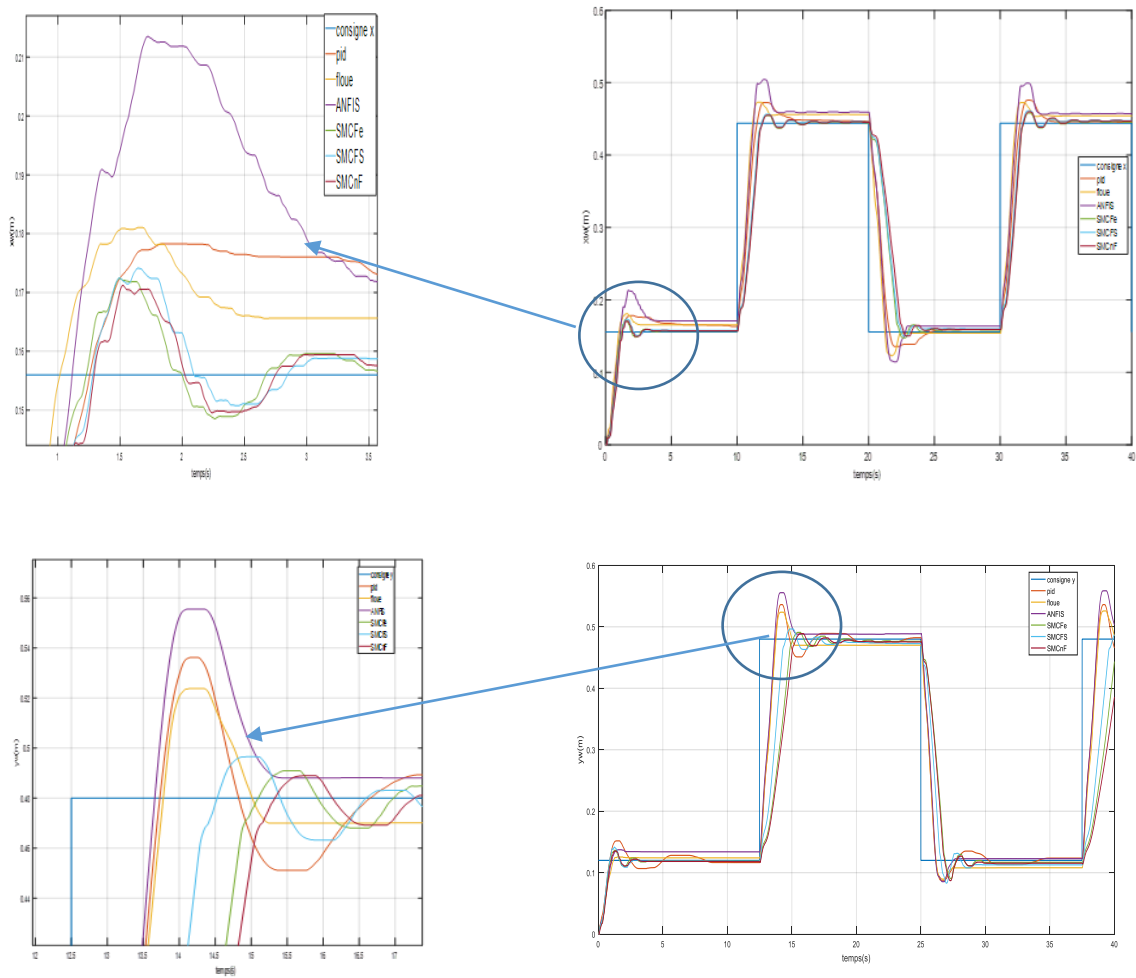


FIGURE IV.13: comparaisons - les positions x, y - .

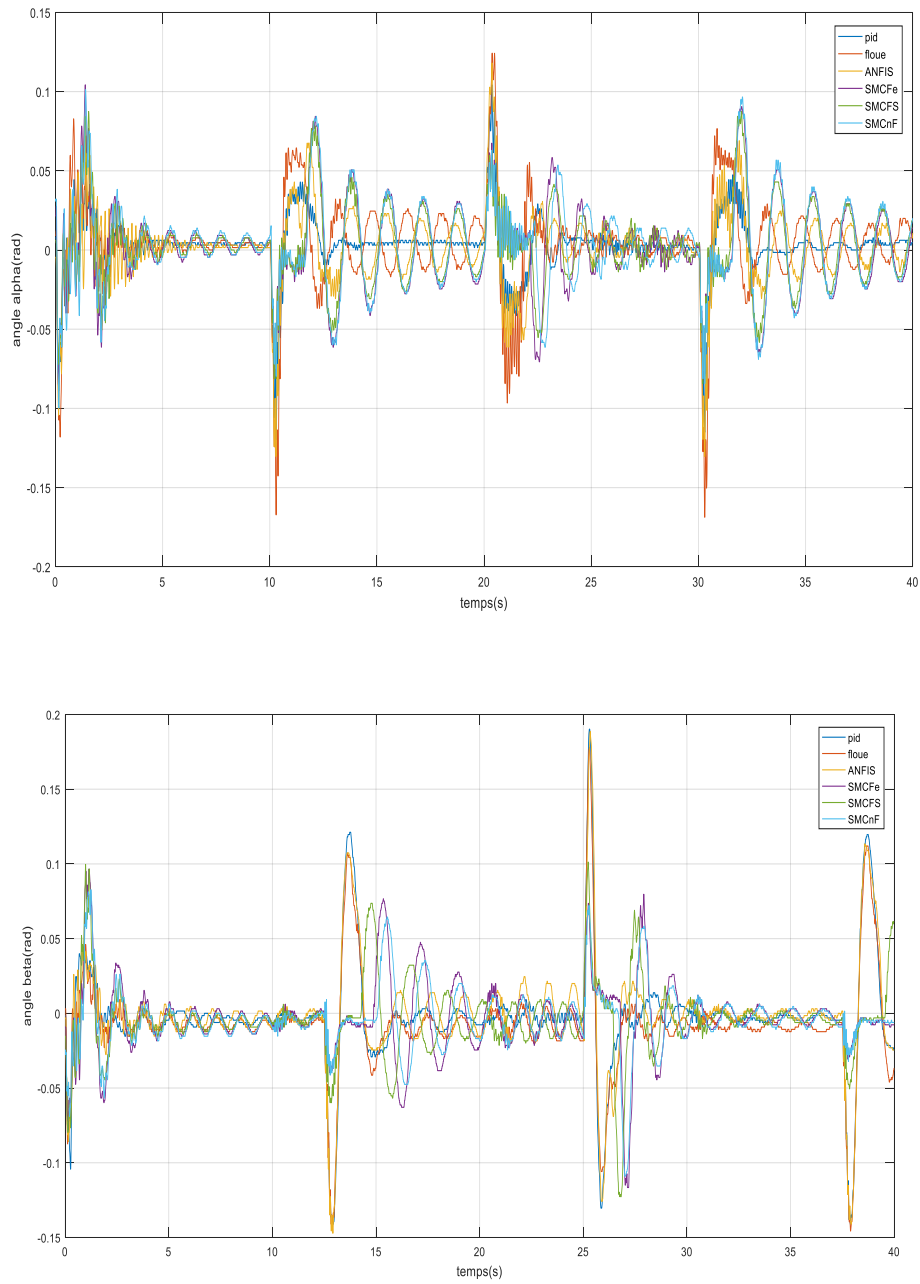


FIGURE IV.14: Les angles α et β .

	angle	PID	Floue	ANFIS	FSMC(e)	FSMC(s)	NFSMC
L'axe	Max alpha (rad)	0,4157	0,1243	0,1181	0,1043	0,0874	0,0912
	Max beta (rad)	0,1902	0,1779	0,1886	0,0966	0,1012	0,0828
X	Temps de réponse(s)	1.29	1.02	1.12	1.22	1.28	1.28
	Dépassement %	6.6	3.7	10	3	3.6	3.3
Y	Temps de réponse(s)	0.89	1.18	1.05	0.96	0.87	1.01

	Dépassement %	10	8.1	14	2.2	3.2	1.9
Z	Temps de réponse(s)	1.73	1.23	1.68	1.64	1.77	2.24
	Dépassement %	0	0	0	0	0	0

TABLEAU IV.2: relevé de performances.

IV.2.2. Interprétation des résultats :

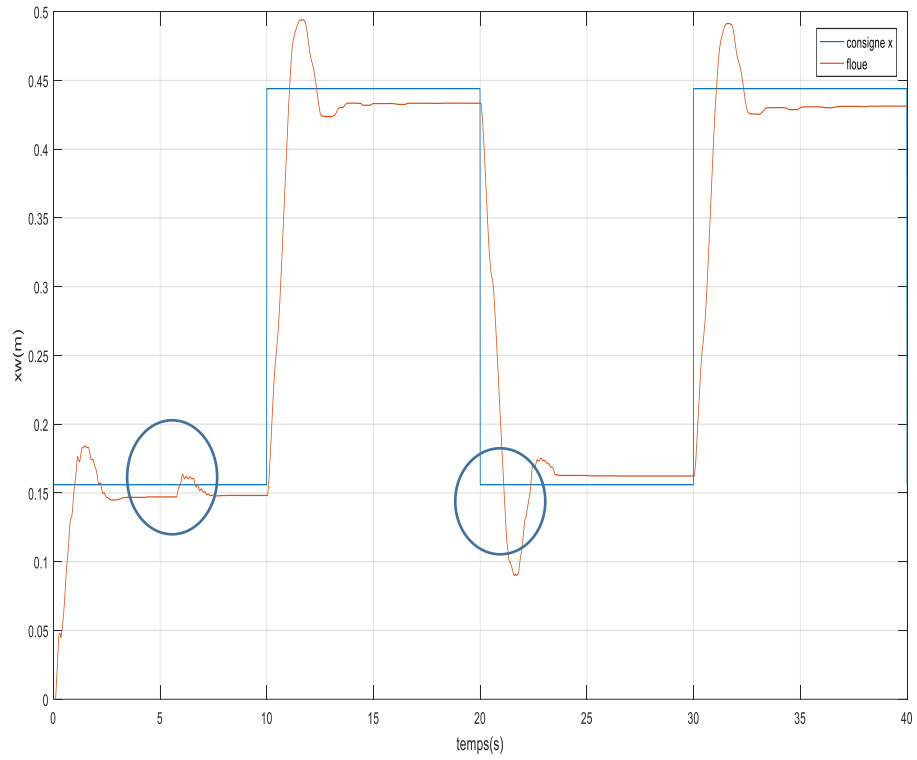
Les résultats de poursuite de trajectoire le long des trois axes ainsi que les angles d'oscillations sont montrés dans les figures (FIGURE IV.15... FIGURE IV.12) précédentes,

- D'après ces résultats on constate que les commandes implémentées assurent une bonne poursuite en désigne les commandes hybrides (FIGURE IV.7 a figure IV.12) qui donne un suivi de consigne très excellent avec un dépassement presque nul et une minimisation forte des oscillations (faibles oscillations des angles α et β) et une erreur statique négligeable mais la réponse est moins rapide.
- Ainsi que la commande Floue (FIGURE IV.16 ; FIGURE IV.4) atteint la trajectoire de référence dans une durée de temps fini et présente des bon performances (minimisation acceptable des oscillations) mais avec un dépassement de 4 % et 8 % dans les axes x et y et cela peut être due au choix des paramètres du régulateur qui n'étions pas optimale pour le système 3DCrane.
- On peut aussi conclure clairement d'après les figures (FIGURE IV.5 ; figure IV.6) que la régulateur ANFIS donne une réponse rapide avec une bonne minimisation des oscillations. Cela nous a permet de dire que ANFIS donne un résultat performant spécialement au niveau de l'axe z et un résultat acceptable au niveau des axes X et Y Néanmoins on aura un dépassement (10 et 12%) au niveau des derniers et cela est due du manque de l'apprentissage optimale et la complexité de structure au niveau des axes x et y.

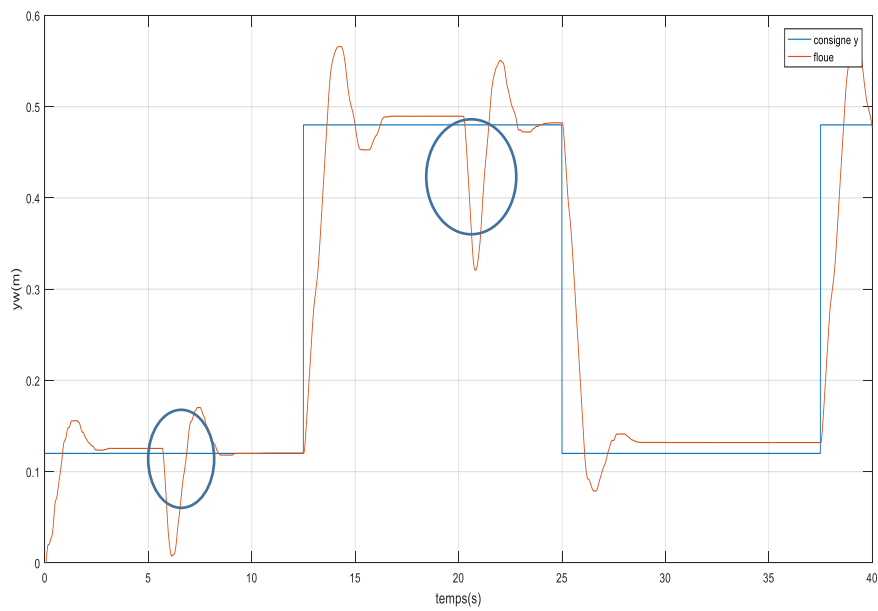
IV.2.3. Test de robustesse :

Pour tester la robustesse des méthodes implémentés, on a appliqué une perturbation au système, cette dernière étant une force aléatoire au instants $t=5$ sec et $t=20$ sec.

IV.2.3.1. La commande par la logique floue :



La position x



La position y

FIGURE IV.17 : les axes x et y

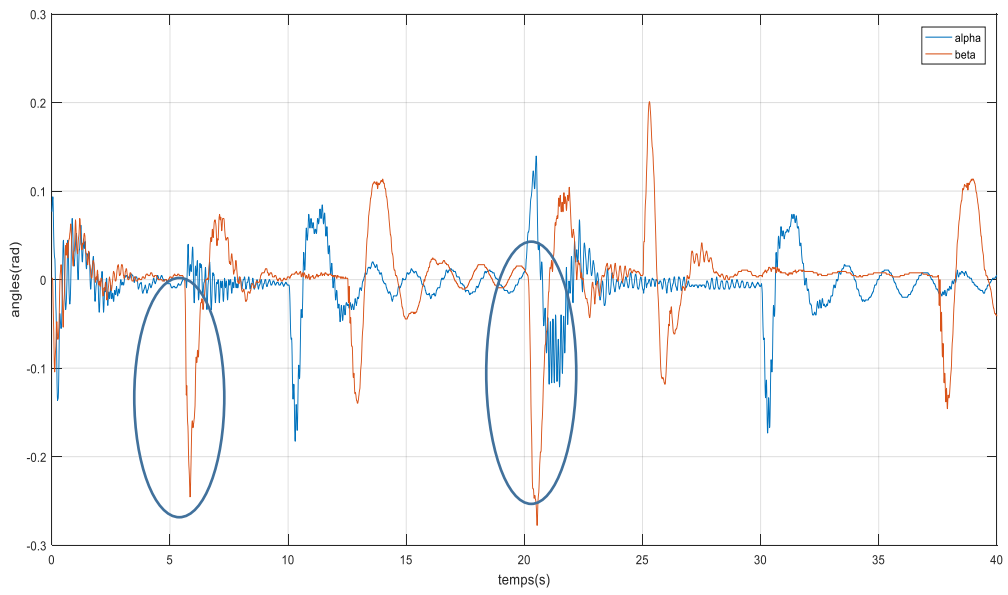
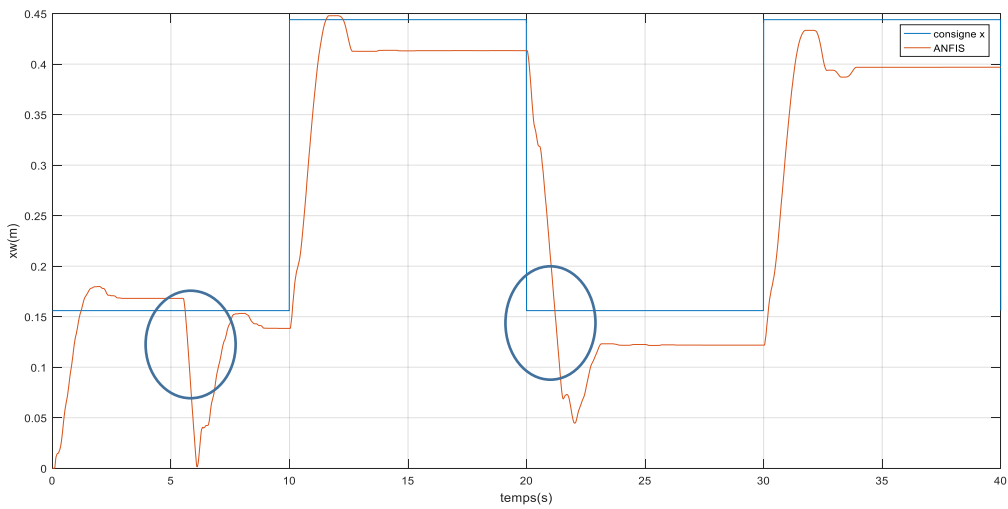
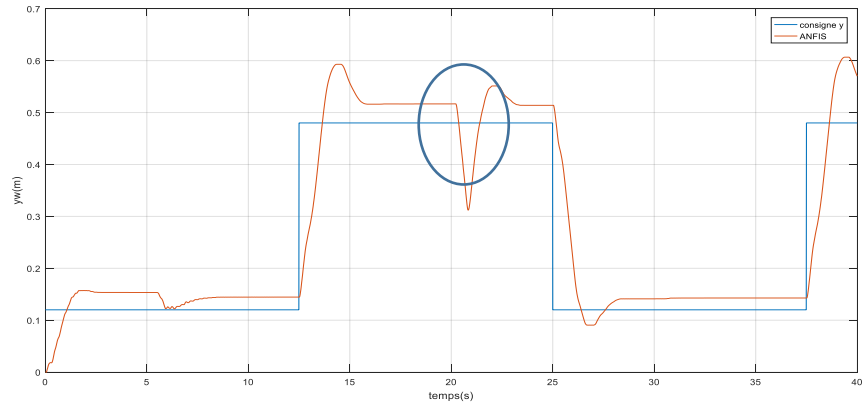


FIGURE IV. 18: Les angles α et β .

IV.2.3.2. La commande ANFIS



La position x



La position y

FIGURE IV. 19: les positions x et y.

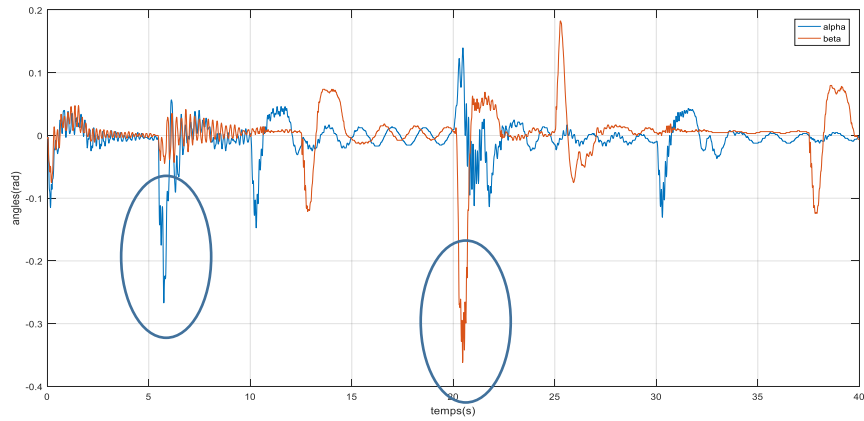
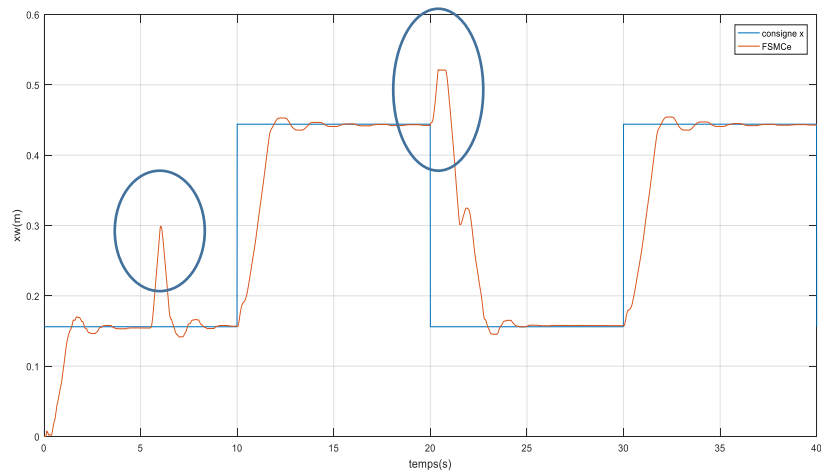
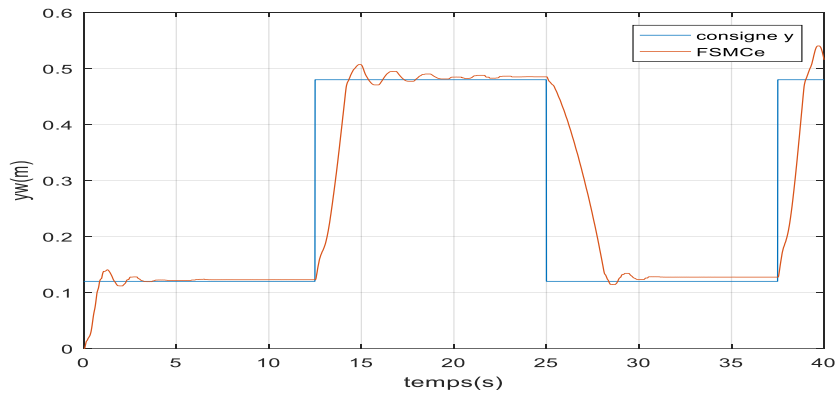


FIGURE IV. 20: Les angles α et β .

IV.2.3.3. La Commande hybride glissante-floue type ($e; de$)



La position x



La position y

FIGURE IV. 21: les positions x , y .

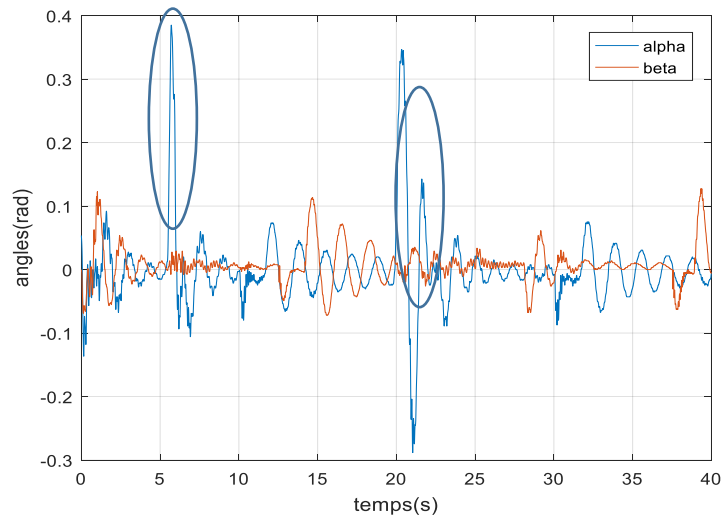
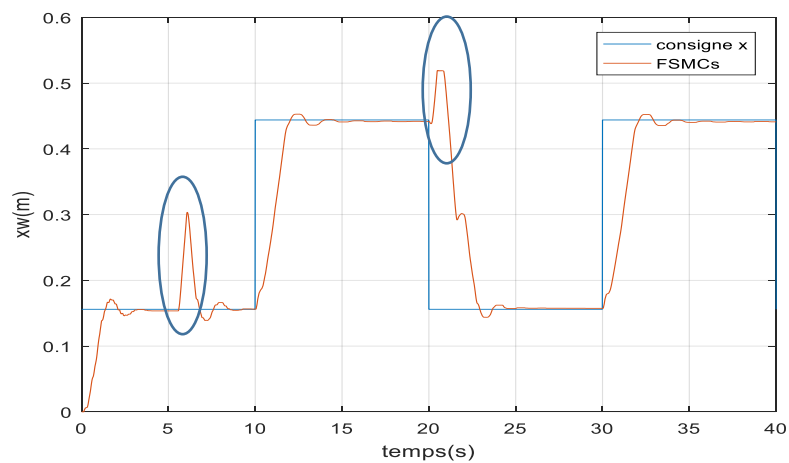
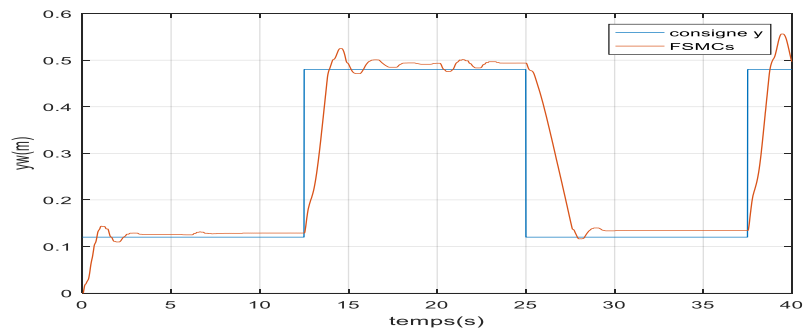


FIGURE IV. 22: Les angles α et β .

IV.2.3.4. La Commande hybride glissante-floue type (s ; ds)



La position x



La position y

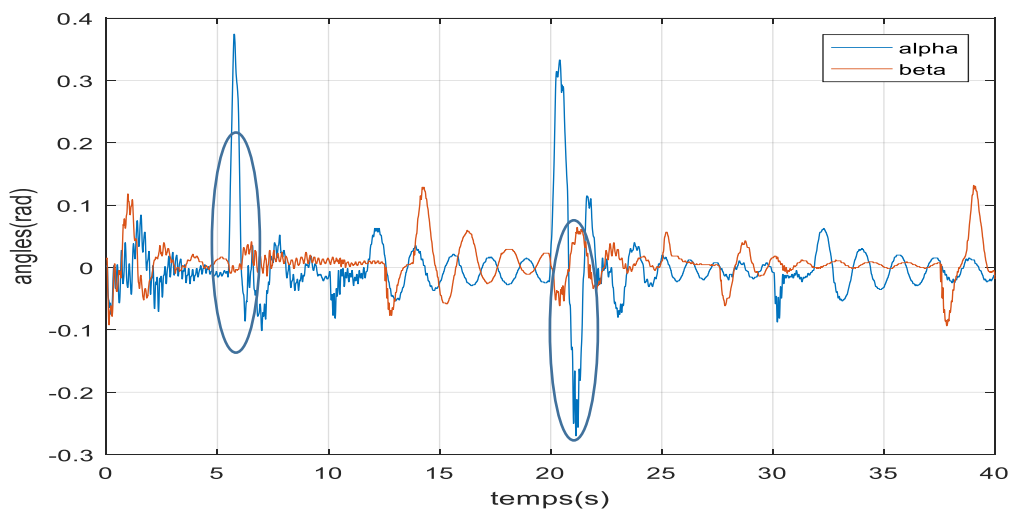
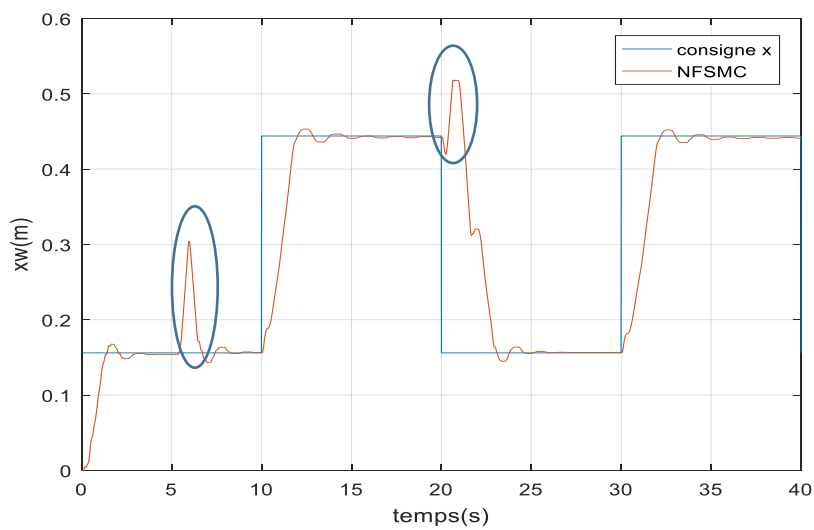
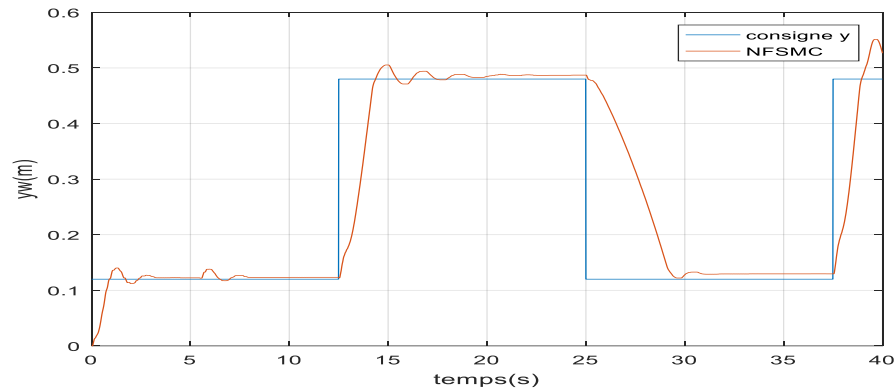


FIGURE IV.23: les positions x, y. Les angles α et β .

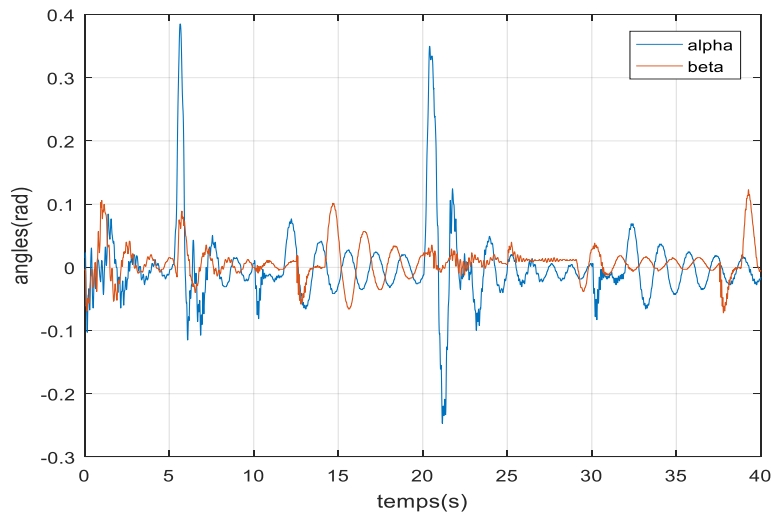
IV.2.3.5. La Commande hybride glissant-Neurofloue



La position x



La position y

FIGURE IV. 24: les positions x, y.**FIGURE IV. 25: Les angles α et β .**

IV.2.3.6. Interprétation des résultats :

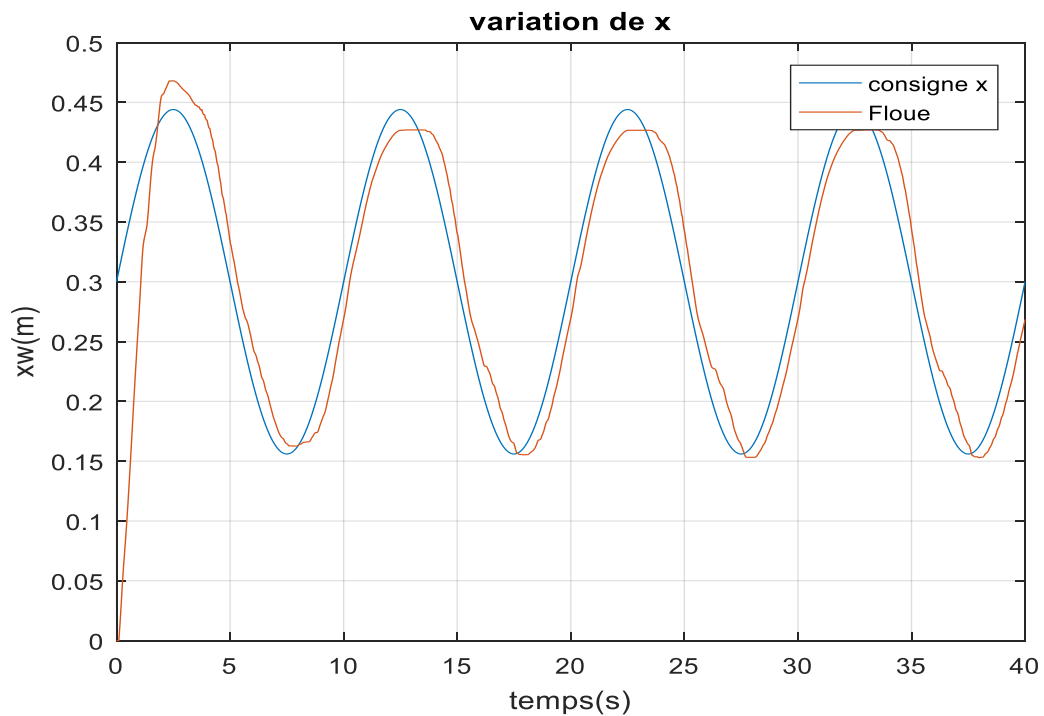
- On observe au niveau des commandes hybrides (FSMC ; NFSMC) dans les figures (Figure IV.19. FigureIV.24) que lorsqu'on applique une perturbation externe (balancement manuel de la masse) ; les commandes éliminent la perturbation en un temps très faible et réagissent fortement et l'oscillation au niveau des angles est rapidement compensée pour que la masse se stabilise le système peut revenir à la position désirée au niveau des axes avec un rejet de perturbation efficace, cela montre la robustesse de ces commandes vis-à-vis des perturbations externes.
- Ainsi la commande floue (figureIV.15 ; figureIV.16) donne des résultats moins performant par rapport les commandes hybrides. En contrepartie, la faible réaction de la commande par ANFIS après une oscillation ne donne pas une bonne poursuite de trajectoire désiré et

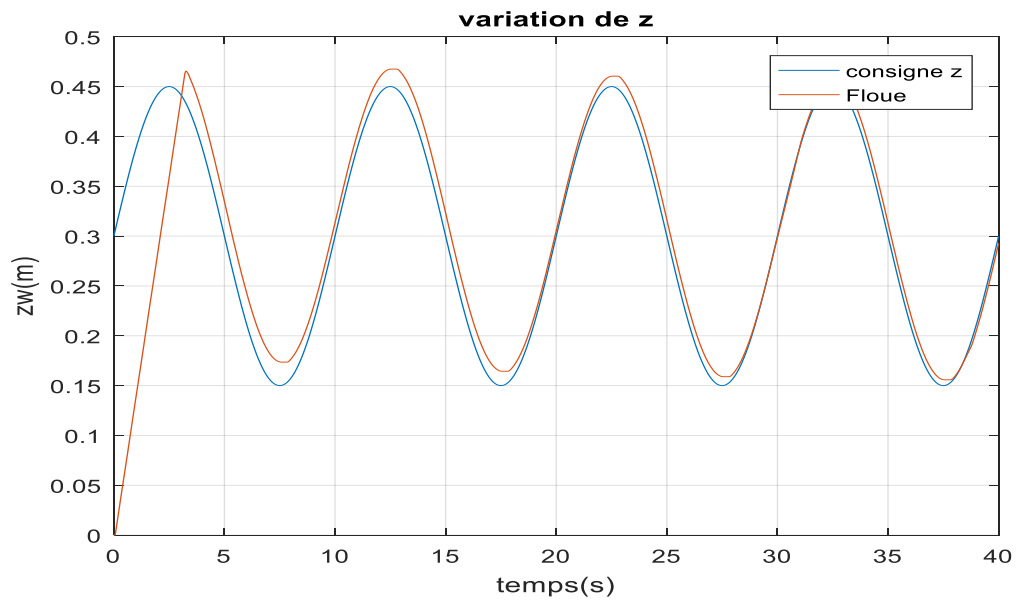
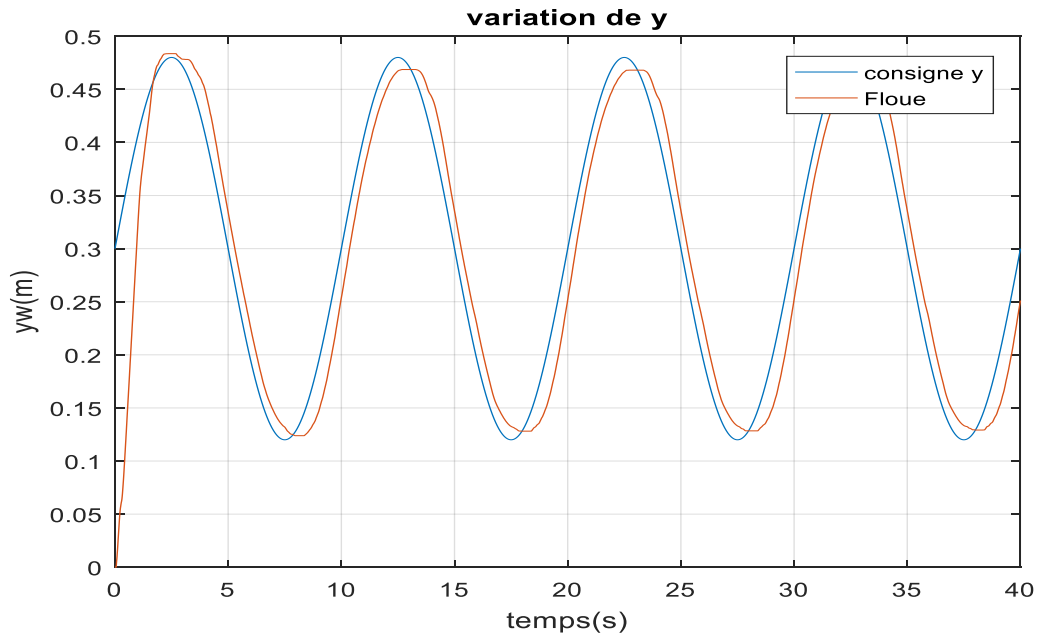
prend grand temps pour éliminer les perturbations cela nous conduit à conclure que la robustesse vis-à-vis les perturbations externes n'est pas garantie avec la commande par ANFIS.

IV.2.4. Test de performance

Dans ce cas on change la consigne de système par un signal sinusoïdale, avec une fréquence de 0.1 HZ, les résultats obtenus sont les suivants :

IV.2.4.1. Floue





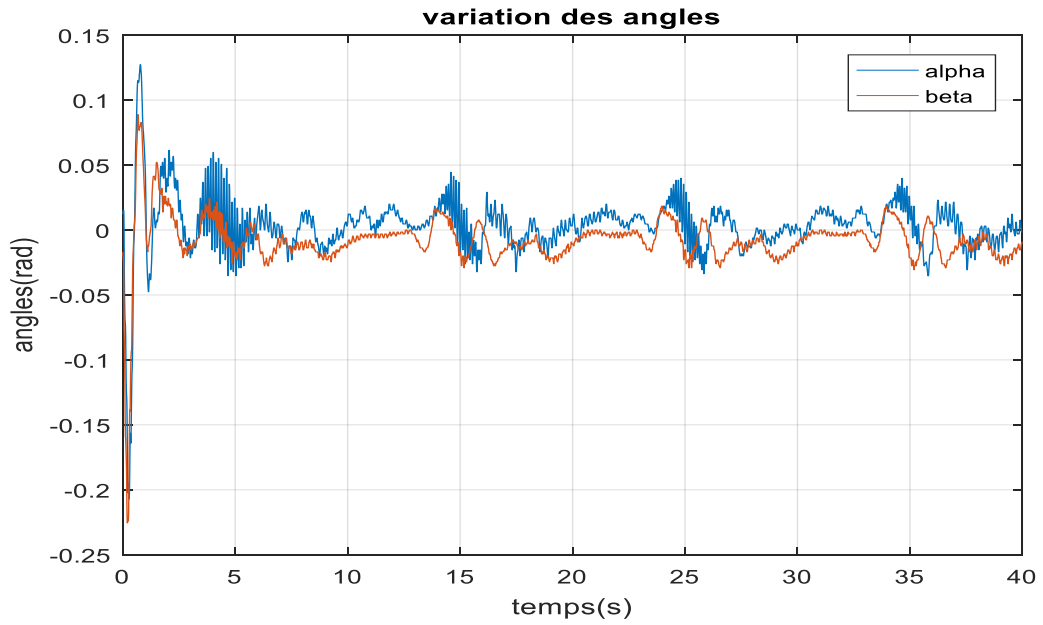
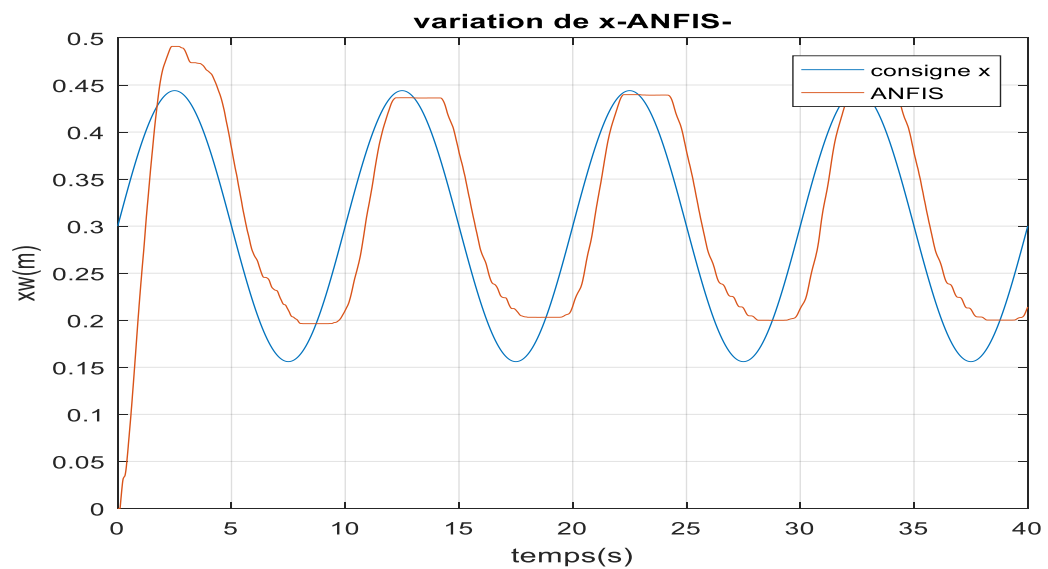
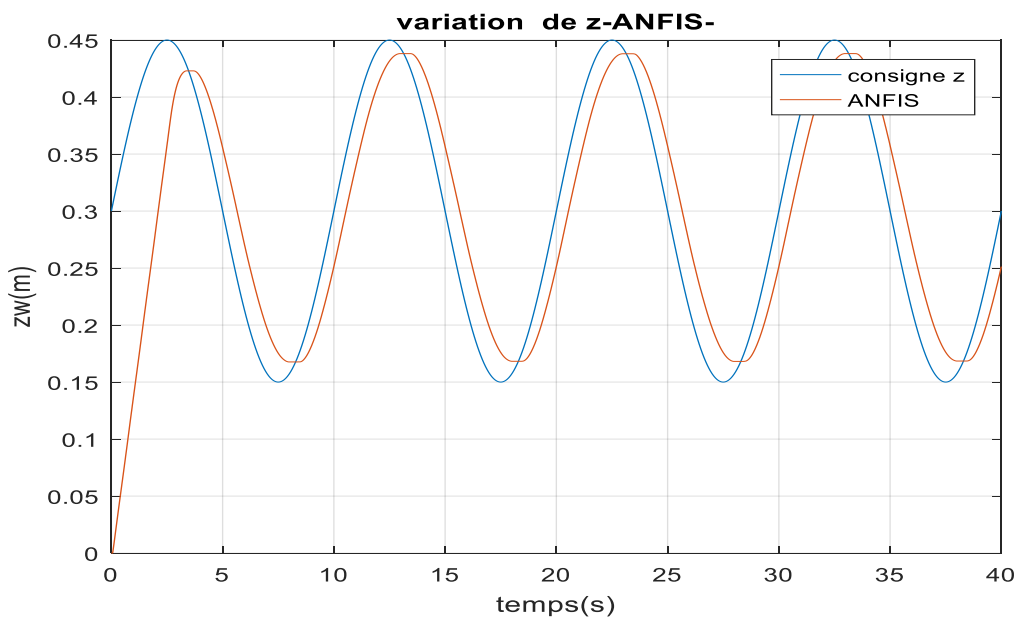
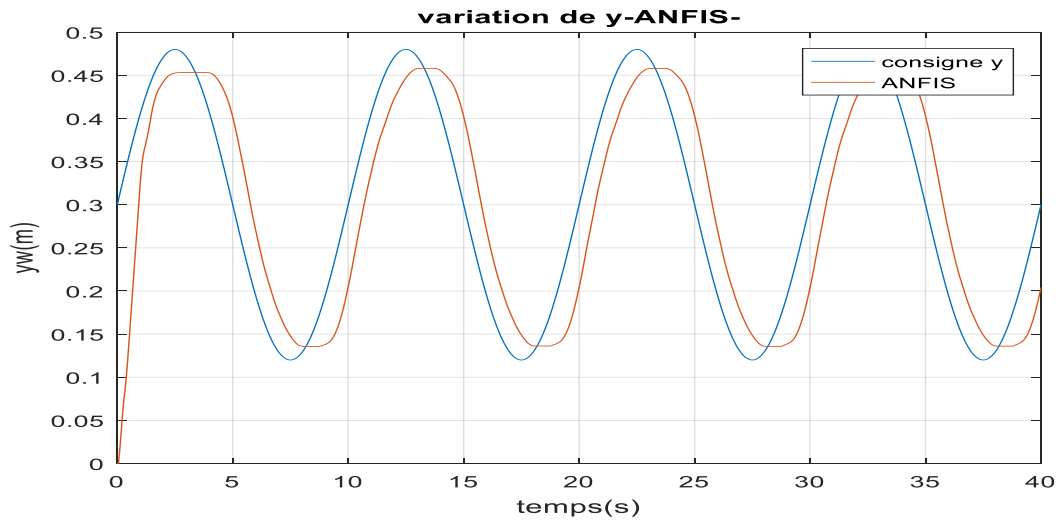


FIGURE IV. 26: les positions x, y, z et les angles α et β .

IV.2.4.2. ANFIS





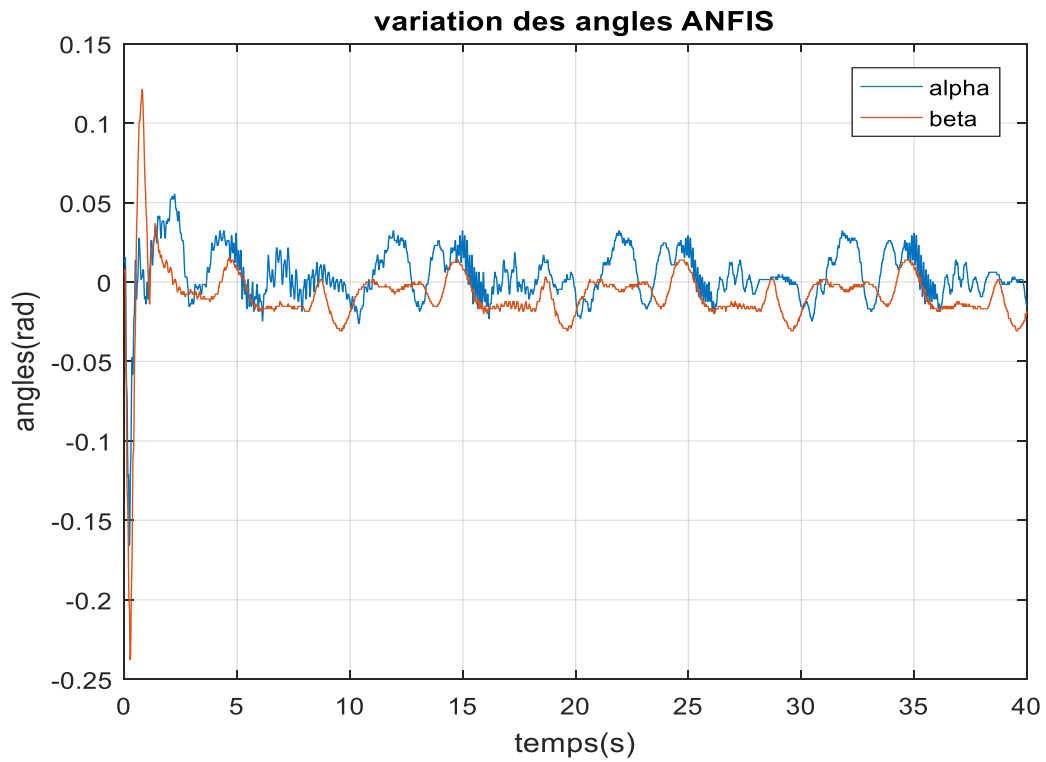
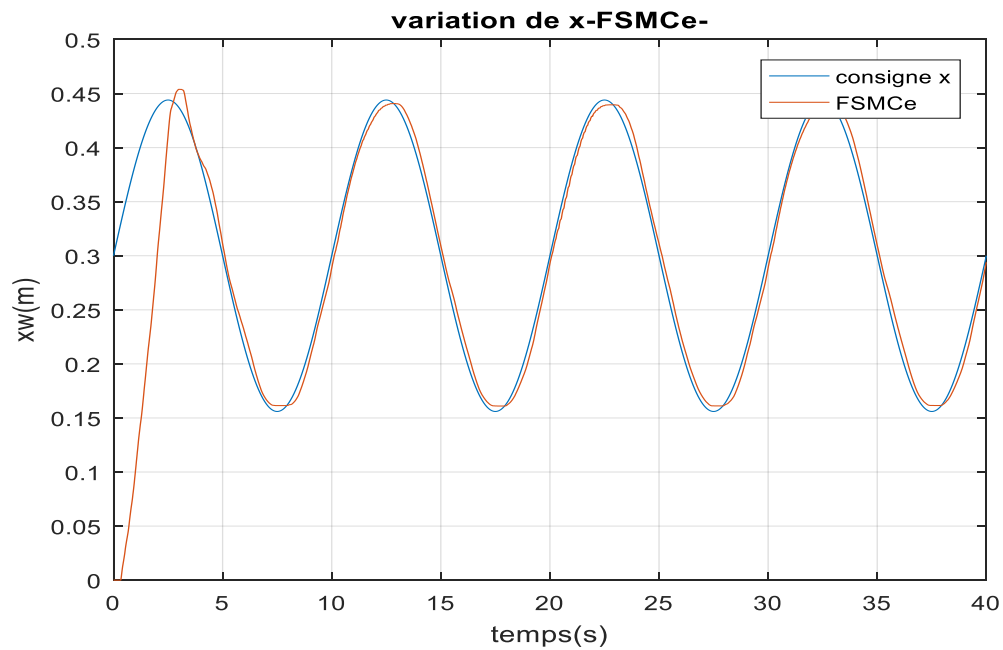


FIGURE IV. 27: les positions x, y, z et les angles α et β .

IV.2.4.3. La Commande hybride glissante-floue type ($e; de$)



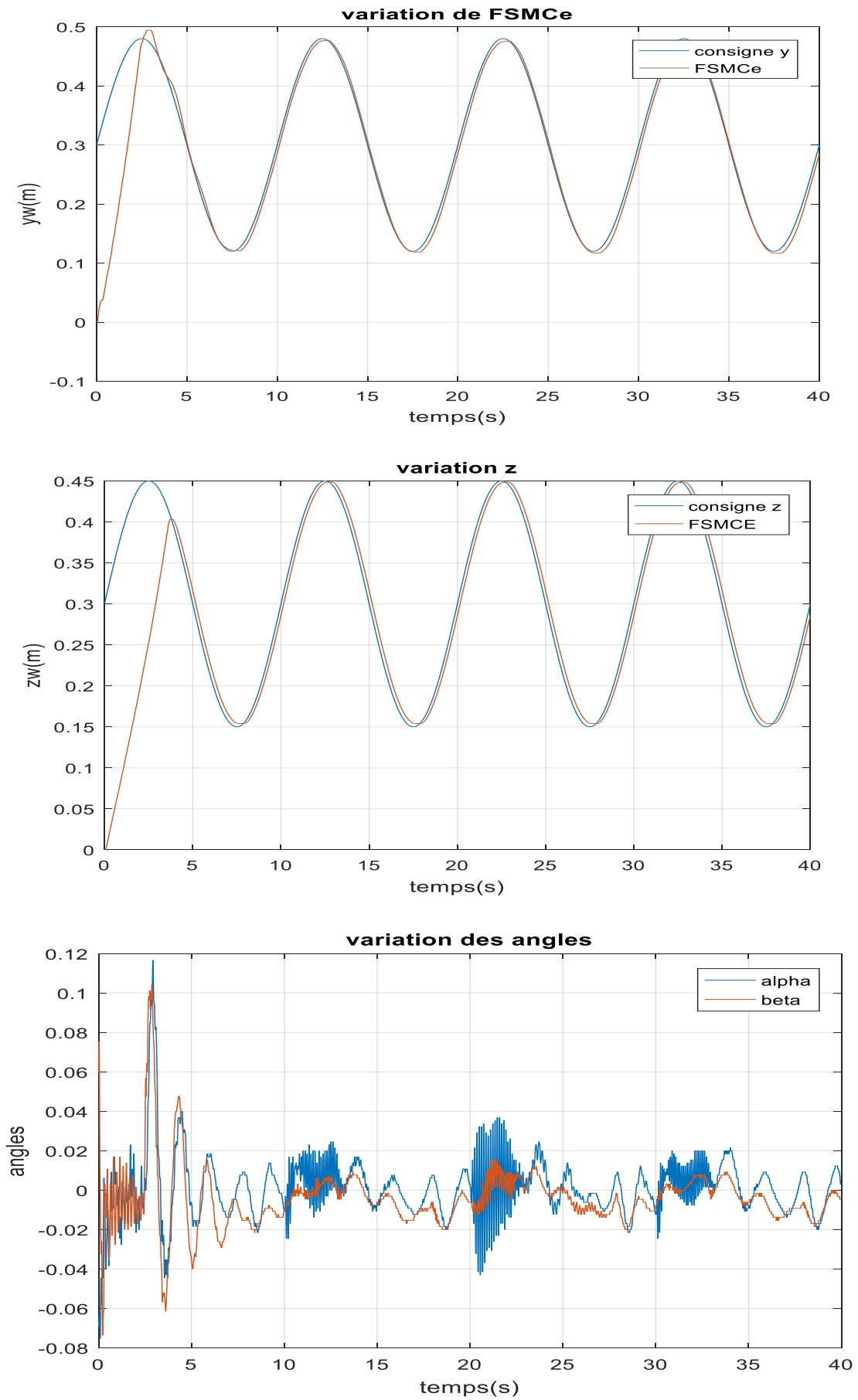
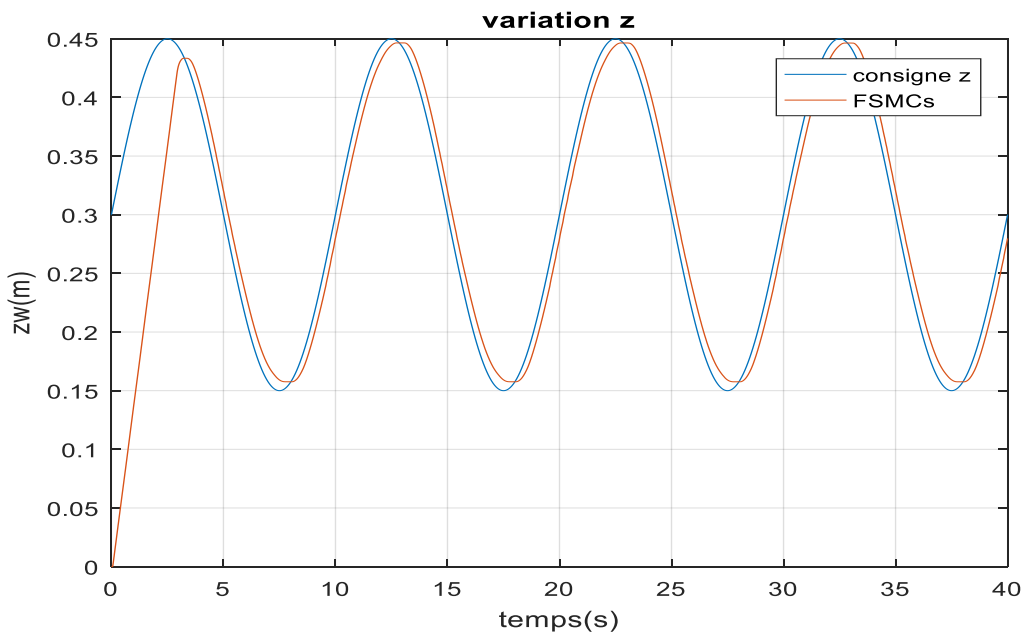
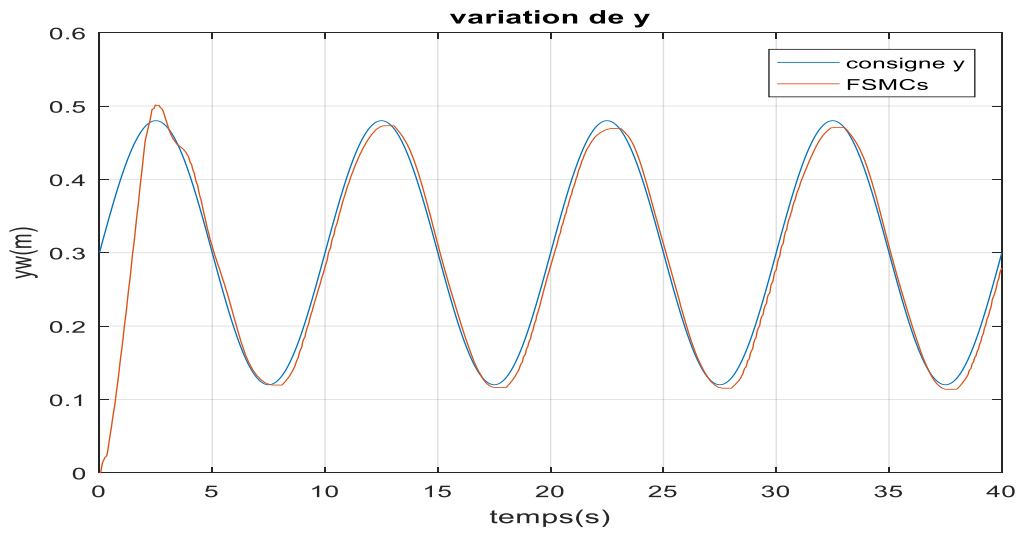
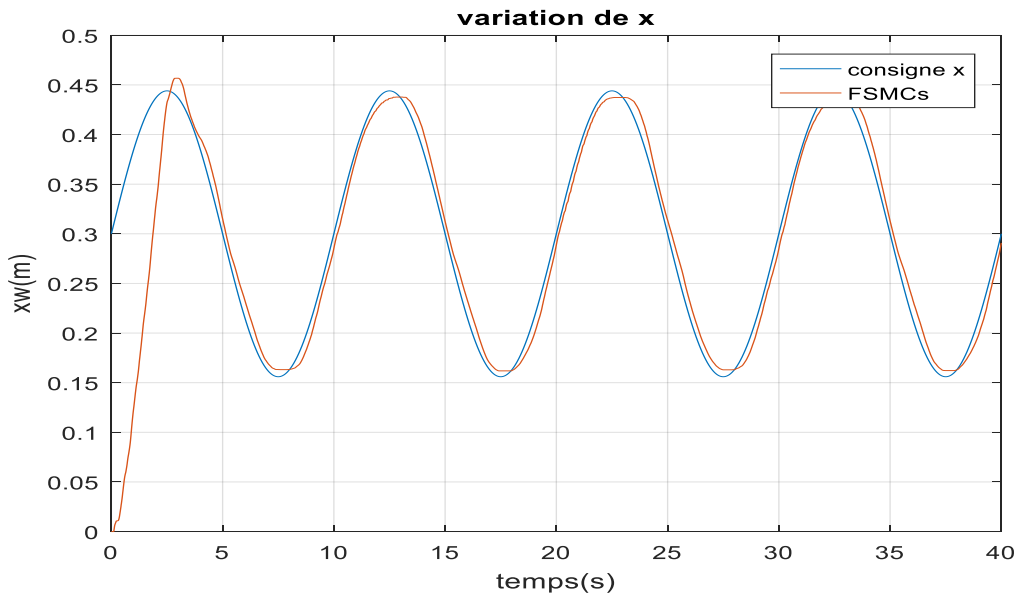


FIGURE IV. 28: les positions x , y z et les angles α et β .

IV.2.4.4. La Commande hybride glissante-floue type (s,ds)



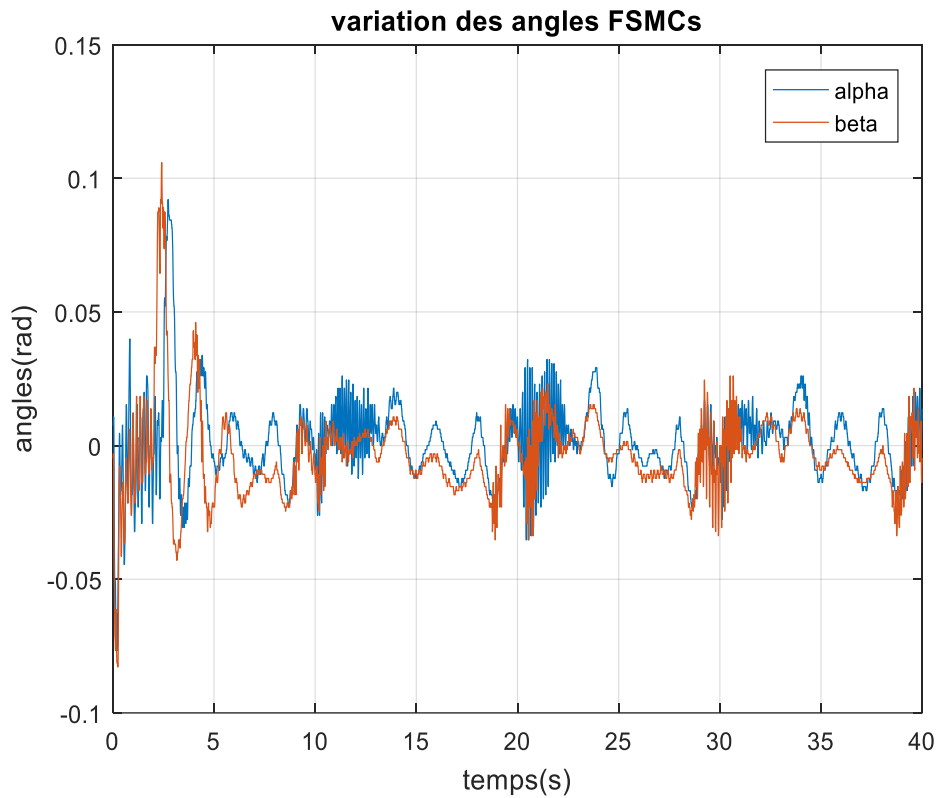
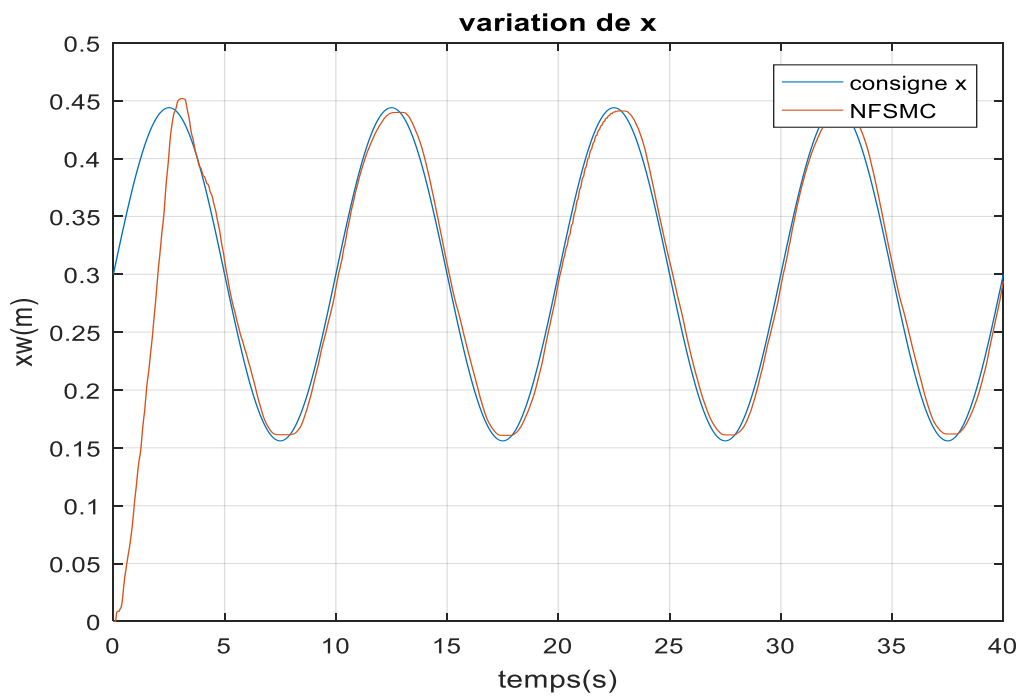


FIGURE IV. 29: les positions x , y et les angles α et β .

IV.2.4.5. La Commande hybride glissante-Neurofloue



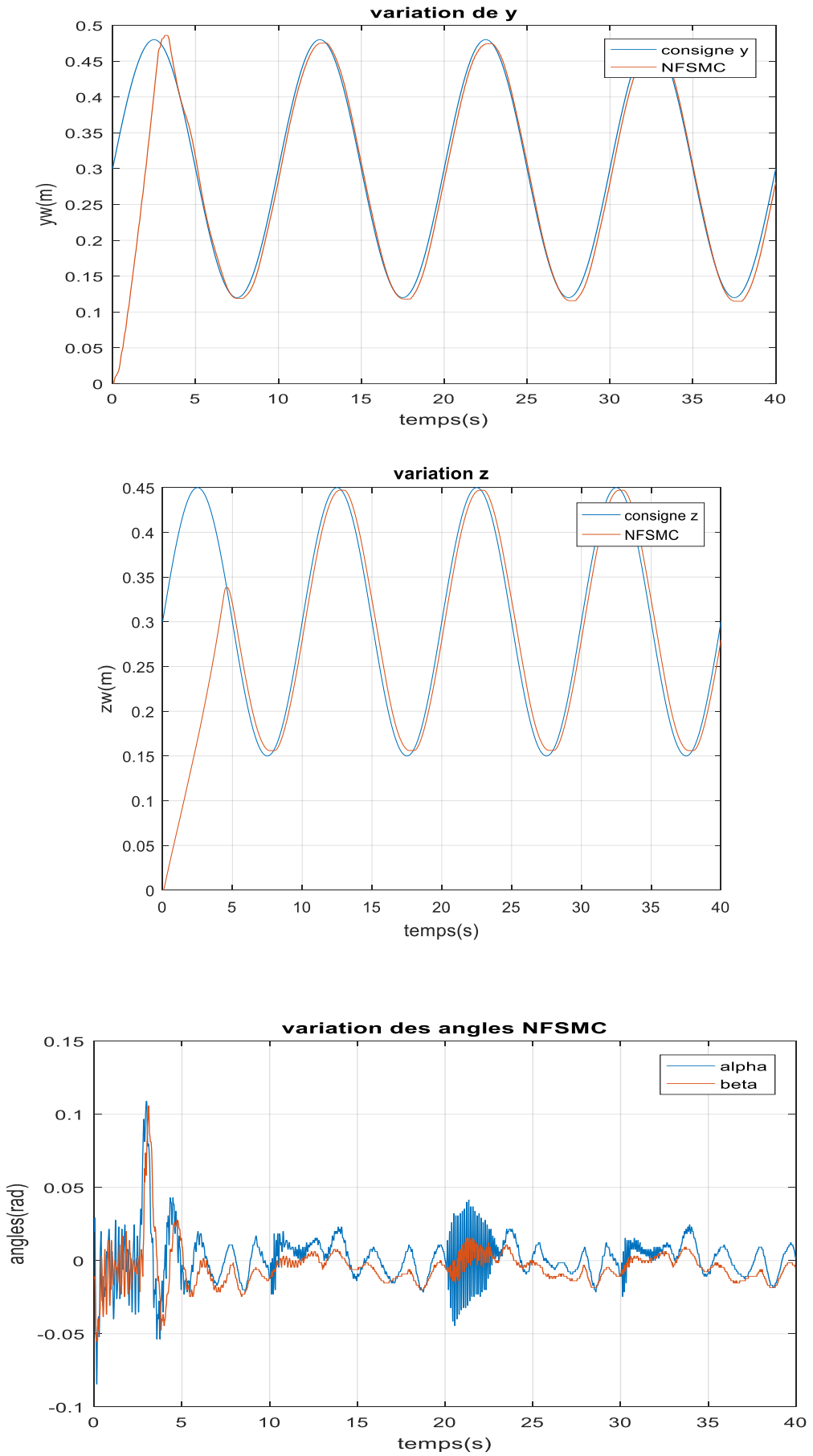
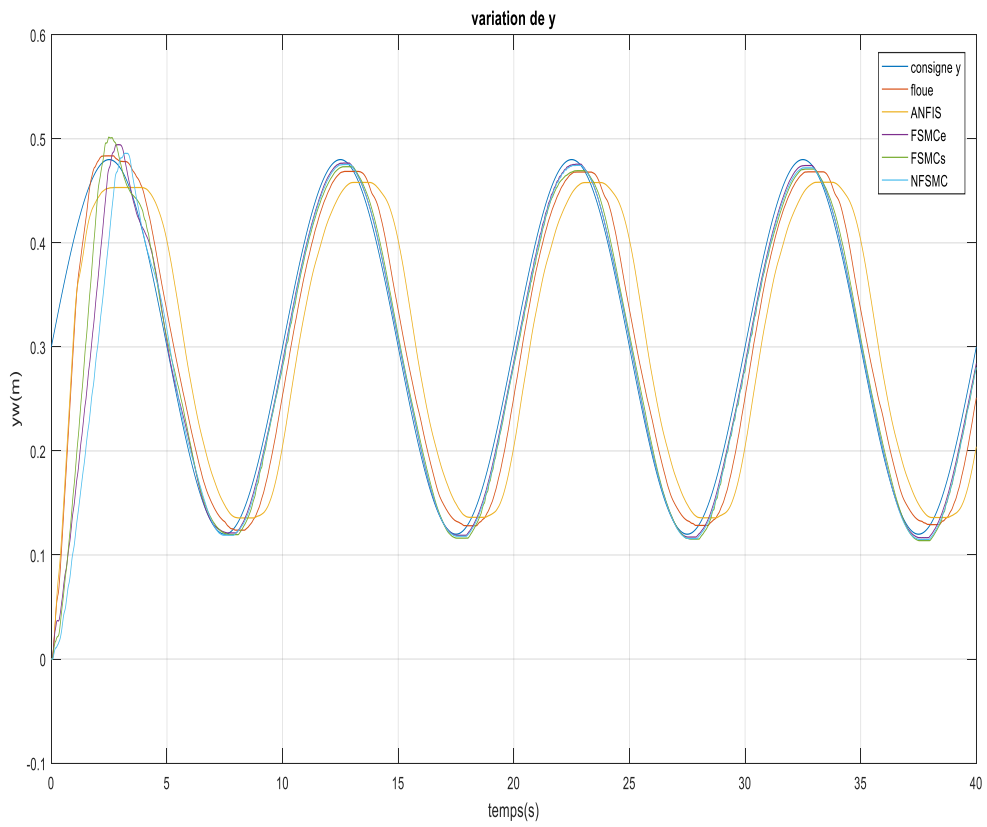
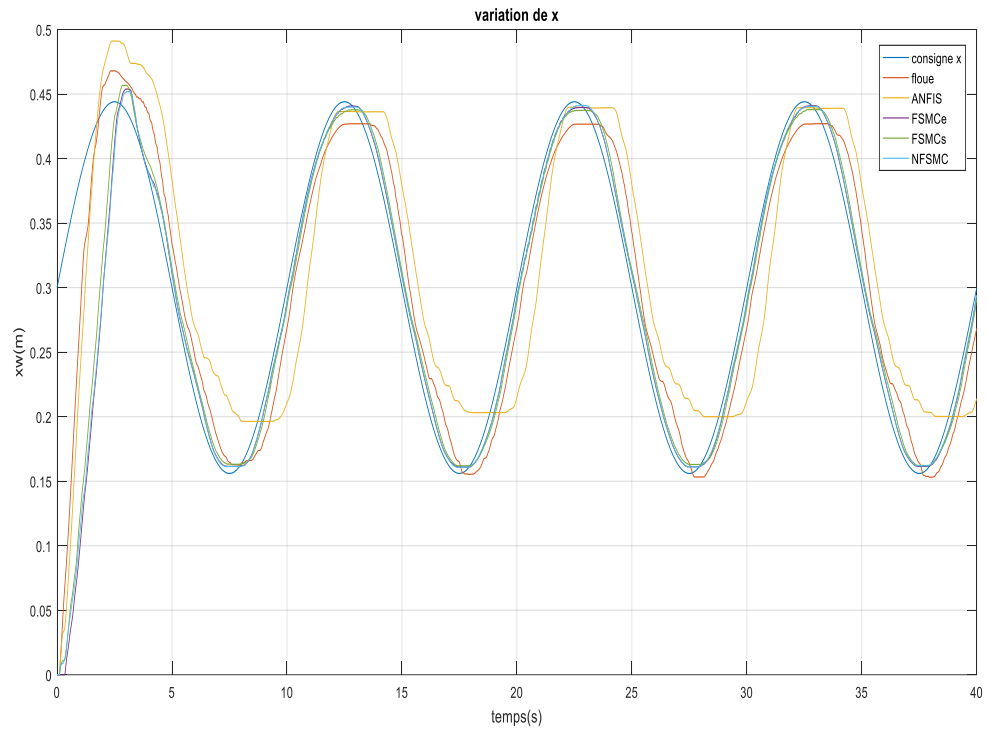
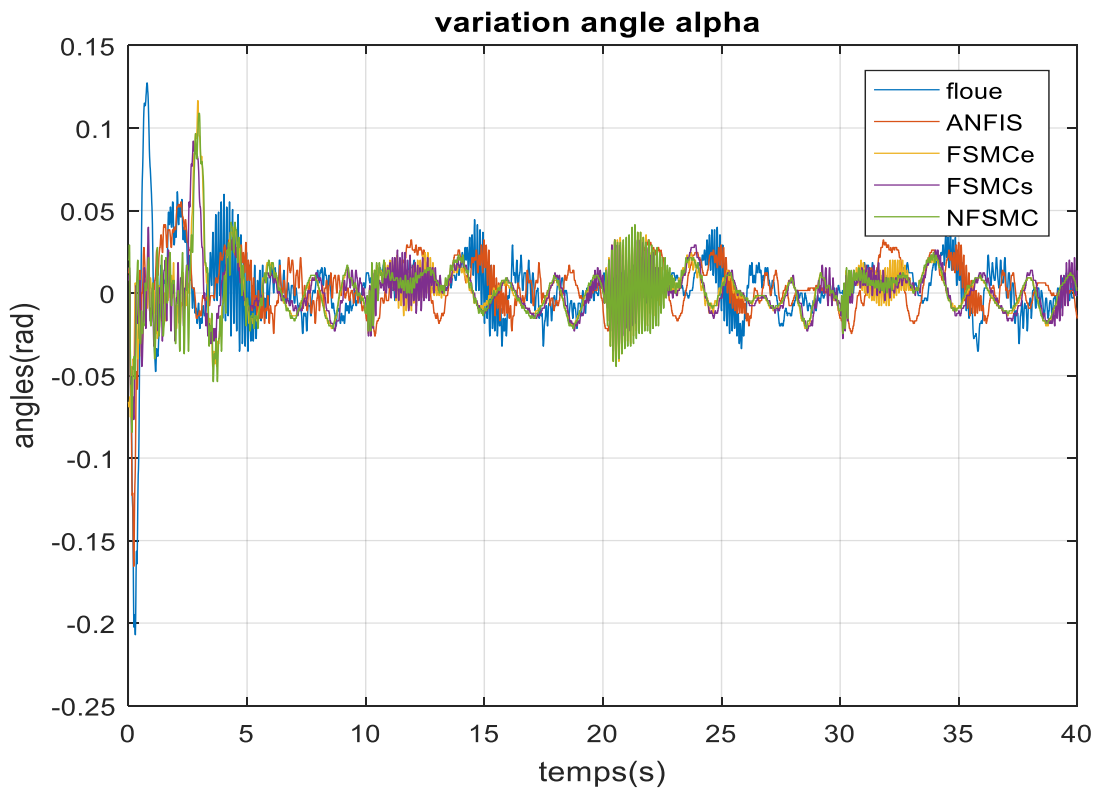
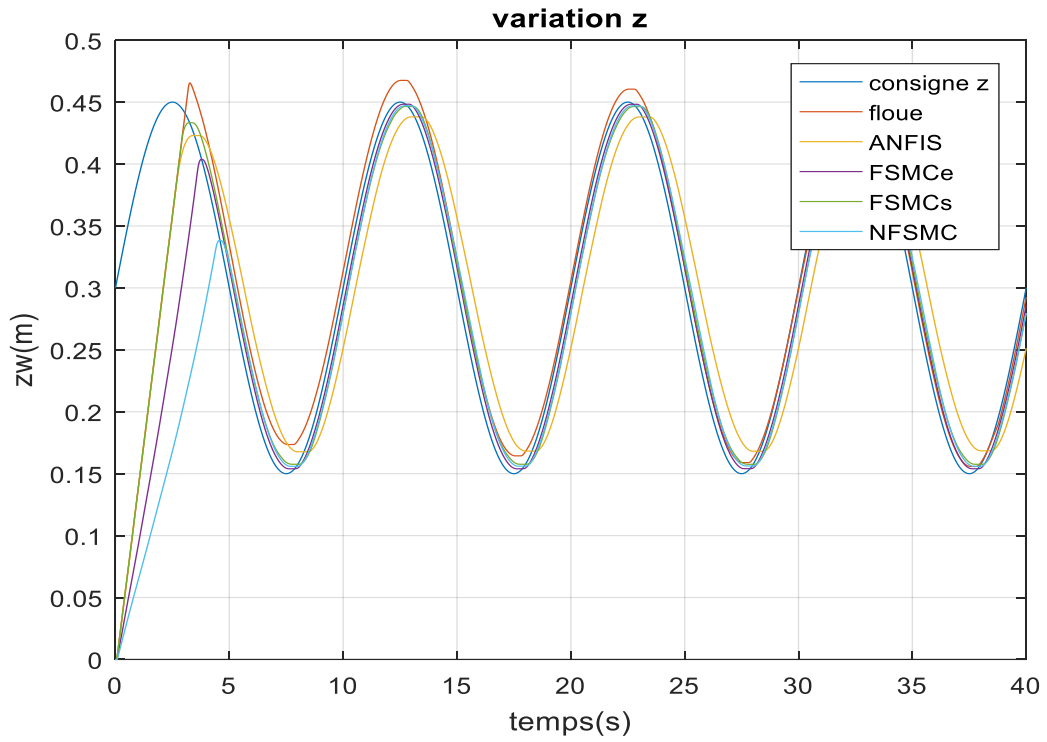


FIGURE IV. 30: les positions x , y et les angles α et β .

✓ Schéma comparatifs





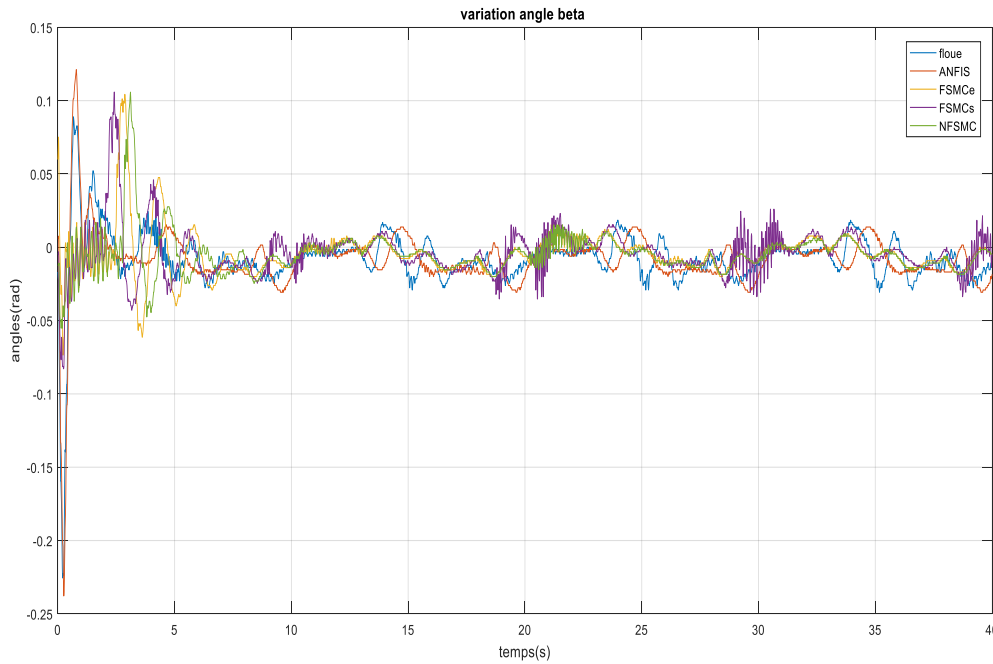


FIGURE IV. 31: les positions x , y et les angles α et β .

IV.2.4.6. Interprétation des résultats :

Comme montré dans les figures précédentes après l'application des commandes hybrides mode glissant (FSMCe, FSMCs, NFSMC) que le système peut suivre la trajectoire de référence avec un minimum d'oscillation des angles donc elles restent performante en cas de changement de consigne et s'adaptent d'une manière excellent avec le changement de trajectoire et assurent des bonnes performances ; par contre commande floue ne donne pas des bons résultats mais assez acceptables ainsi que les résultats de la commande par l'ANFIS confirment qu'il n'est pas robuste aussi au changement de consigne et n'assure pas la bonne poursuite dans tous les cas des commandes.

IV.3. Conclusion sur les résultats des commandes

Le problème que nous avons abordé est le suivi de trajectoire et la minimisation des oscillations de la charge du système 3DCrane, nous avons présenté les résultats de simulations et expérimentaux pour les commandes implémentées tel que la commande floue et la commande par l'ANFIS ainsi la commande par les méthodes hybrides glissant floue et neuro-floue.

D'abord la commande floue donne des bons résultats de suivre la trajectoire et minimisation des angles mais elle n'assure pas une forte robustesse qui lui permet de donner des résultats satisfaisants en cas des perturbations abordés pour le système et de changement de consigne ainsi nous avons vu dans la phase d'apprentissage de l'ANFIS nous avons remarqués que

l'algorithme peu vent ajustés leur paramètre en un certain nombre d'épochès pour réaliser la tache demandée mais ne donne pas une bonne résultat dans des différentes conditions à cause de manque les données pertinents et de l'absence de choisir une méthode optimale d'apprentissage.

Nous avons, ensuite que l'hybridation entre la mode glissant et la logique floue et le réseau neuro-floue (ANFIS) donne des performances satisfaisantes et des résultats très concluants qui montrés la robustesse vis-à-vis d'une perturbation externe, et dans le cas de changement de trajectoire de référence.

CONCLUSION GENERALE

Conclusion générale

L'objectif de travail présenté dans ce mémoire fût d'élaborer une synthèse de plusieurs commandes que nous avons étudié dans notre parcours, permettant de gérer les différentes dynamiques du 3DCrane ; un système sous actionné avec deux angles de basculement de la charge portée selon les axes x et y non contrôlables directement, pour but de contrôler ce système et de minimiser le balancement des angles avec une bonne poursuite de trajectoire désiré sur les axes pendant le mouvement. Dans ce cadre, nous avons adopté un ensemble des commandes basée sur la théorie de mode glissant et sur les concepts de l'intelligence artificielle qui peuvent être utilisés pour modéliser la dynamique des systèmes non linéaires et concevoir des structures de commande stables et robustes.

L'ordre élevé de notre système et sa nature complexe, a causé une difficulté dans le choix de structure optimale de régulateur flou et ça démontre son inconvénient majeur de manque de directive précise pour la conception d'un réglage; mais de tout façon il donne un grand avantage de non nécessité d'une modélisation du notre système qui est très complexe de traiter et de modéliser en plus de ses bons résultats avec une fiabilité et robustesse acceptable après les tests de performances, aussi L'utilisation d'une commande directe neuro-flou (ANFIS) donne des bonne résultat dans le cadre de condition d'apprentissage et la base de donnés utilisé ; donc la nécessité d'une base données d'apprentissage d'une commande existante qui n'est pas toujours disponible (composer de l'erreur et la première dérivé de l'erreur et la sortie d'un contrôleur classique monter sur ce système, dans notre cas nous avons utilisé un contrôleur PID qui nous donne les données entre/sortir pour réaliser l'apprentissage) représente son inconvénient majeur ainsi la non pertinent de base des données et la manière optimale choisi dans l'apprentissage rend la commande par ANFIS n'est pas un choix efficace dans tous les cas et ça peut illustrer après les tests de performances.

Comme perspectives ; l'hybridation entre la commande a structure variable par mode glissement ; qui est connue par sa robustesse et la commande par les techniques de l'intelligence artificielle permet de combiner entre leurs avantages, et donner des résultats exceptionnels et ça permet nous d'atteindre notre objectif dans la commande 3DCrane. Enfin, nous proposons d'établir des commandes non-linéaires et multi variables qui prennent en considération la nature du système et ainsi, obtenir les performances souhaitées.

ANNEXE

Annexe A : modélisation mathématique du system « 3DCrane » [7]

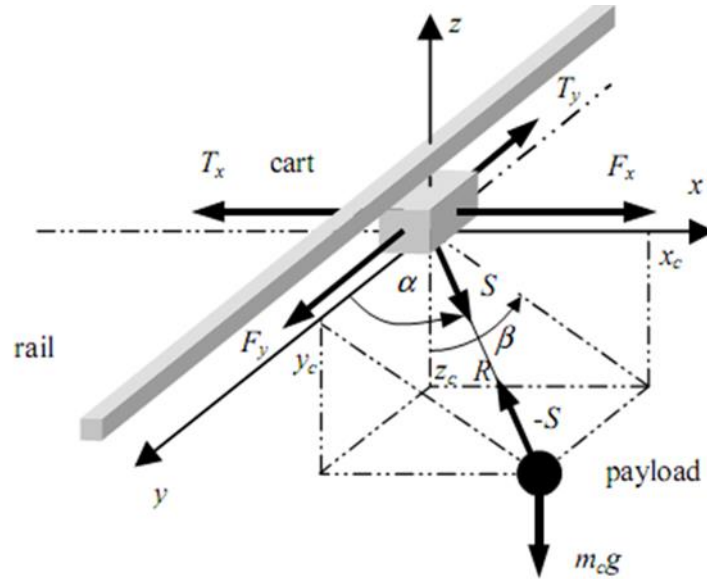


Figure : Système 3DCrane (coordonnées et forces de contrôle)

Les symboles suivants sont utilisés dans la suite

$$\mu_1 = \frac{m_c}{m_w}, \quad \mu_2 = \frac{m_c}{m_w + m_s}, \quad u_1 = \frac{F_y}{m_w}, \quad u_2 = \frac{F_x}{m_w + m_c}, \quad u_3 = \frac{F_R}{m_c}, \quad T_1 = \frac{T_y}{m_w}, \quad T_2 = \frac{T_x}{m_w + m_c}, \quad T_3 = \frac{T_R}{m_c}, \quad N_1 = u_1 - T_1, \quad N_2 = u_2 - T_2, \quad N_3 = u_3 - T_3,$$

$$s = \frac{S}{m_c}$$

$$S_x = S \sin \alpha \sin \beta$$

$$S_y = S \cos \alpha$$

$$S_z = -S \sin \alpha \cos \beta$$

Supposons que les angles (α, β) sont très petits alors :

$$\cos \alpha = \cos \left(\frac{\pi}{2} + \Delta \alpha \right) = \cos \frac{\pi}{2} * \cos(-\Delta \alpha) + \sin \frac{\pi}{2} * \sin(-\Delta \alpha) = -\sin(\Delta \alpha) \approx -\Delta \alpha$$

$$\sin \alpha = \sin \left(\frac{\pi}{2} + \Delta \alpha \right) = \sin \frac{\pi}{2} * \cos(\Delta \alpha) + \cos \frac{\pi}{2} * \sin(\Delta \alpha) = \cos(\Delta \alpha) \approx 1$$

$$\sin \alpha \approx \alpha$$

$$\cos \alpha \approx 1$$

$$\cos \beta \approx 1$$

$$\sin \beta \approx \beta$$

D'après la simplification on a :

$$S_x = S ; S_y = -S \Delta \alpha ; S_z = -S$$

$$\ddot{x}_c = -(u_3 - T_3) \Delta \beta$$

$$\ddot{y}_c = -(u_3 - T_3) \Delta \alpha$$

$$\ddot{z}_c = u_3 - T_3 - g$$

$$\ddot{x}_w = u_2 - T_2 + (u_3 - T_3) \mu_2 \Delta \beta$$

$$\ddot{y}_w = u_1 - T_1 + (u_3 - T_3) \mu_1 \Delta \alpha$$

$$x_c = x_w + R \Delta \beta$$

$$y_c = y_w + R \Delta \alpha$$

$$z_c = -R$$

$$\ddot{x}_c = \ddot{x}_w + \ddot{R} \Delta \beta + 2 \dot{R} \Delta \dot{\beta} + R \Delta \ddot{\beta}$$

$$\ddot{y}_c = \ddot{y}_w - \ddot{R} \Delta \alpha - 2 \dot{R} \Delta \dot{\alpha} - R \Delta \ddot{\alpha}$$

$$\ddot{z}_c = -\ddot{R}.$$

- On considère les variables d'état suivantes :

$$x_1 = y_w, x_2 = \dot{x}_1 = \dot{y}_w$$

$$x_3 = x_w, x_4 = \dot{x}_3 = \dot{x}_w$$

$$x_5 = \Delta \alpha, x_6 = \dot{x}_5 = \Delta \dot{\alpha}$$

$$x_7 = \Delta \beta, x_8 = \dot{x}_7 = \Delta \dot{\beta}$$

$$x_9 = R, x_{10} = \dot{x}_9 = \dot{R}$$

D'après les équations précédentes le système non linéaire de modèle mathématique simplifié avec 3 forces de contrôle est comme suivant :

$$\dot{x}_1 = x_2$$

$$\dot{x}_2 = N_1 - \mu_1 x_5 N_3$$

$$\dot{x}_3 = x_4$$

$$\begin{aligned}
\dot{x}_4 &= N_2 - \mu_2 x_7 N_3 \\
\dot{x}_5 &= x_6 \\
\dot{x}_6 &= (N_1 - \mu_1 x_5 N_3 - g x_5 - 2x_6 x_{10})/x_9 \\
\dot{x}_7 &= x_8 \\
\dot{x}_8 &= -(N_2 - \mu_2 x_7 N_3 - g x_7 - 2x_8 x_{10})/x_9 \\
\dot{x}_9 &= x_{10} \\
\dot{x}_{10} &= -N_3 + g.
\end{aligned}$$

Modèle mathématique complète non linéaire

$$\ddot{x}_c = -(u_3 - T_3) \sin \alpha \sin \beta.$$

$$\ddot{y}_c = -(u_3 - T_3) \cos \alpha.$$

$$\ddot{z}_c = (u_3 - T_3) \sin \alpha \cos \beta - g.$$

$$\ddot{x}_w = u_2 - T_2 + \mu_2 (u_3 - T_3) \sin \alpha \sin \beta.$$

$$\ddot{y}_w = u_1 - T_1 + \mu_1 (u_3 - T_3) \cos \alpha.$$

$$\begin{aligned}
\ddot{x}_c &= \ddot{x}_w + (\ddot{R} - R\dot{\alpha}^2 - R\dot{\beta}^2) \sin \alpha \sin \beta + 2R\dot{\alpha}\dot{\beta} \cos \alpha \cos \beta + \\
&\quad + (2\dot{R}\dot{\alpha} + R\ddot{\alpha}) \cos \alpha \sin \beta + (2\dot{R}\dot{\beta} + R\ddot{\beta}) \sin \alpha \cos \beta.
\end{aligned}$$

$$\ddot{y}_c = \ddot{y}_w + (\ddot{R} - R\dot{\alpha}^2) \cos \alpha - (2\dot{R}\dot{\alpha} + R\ddot{\alpha}) \sin \alpha.$$

$$\begin{aligned}
\ddot{z}_c &= (-\ddot{R} - R\dot{\alpha}^2 - R\dot{\beta}^2) \sin \alpha \cos \beta + 2R\dot{\alpha}\dot{\beta} \cos \alpha \sin \beta - \\
&\quad + (2\dot{R}\dot{\alpha} + R\ddot{\alpha}) \cos \alpha \cos \beta + (2\dot{R}\dot{\beta} + R\ddot{\beta}) \sin \alpha \sin \beta.
\end{aligned}$$

- On considère les variables d'état et les notations suivantes :

$$x_1 = y_w, x_2 = \dot{x}_1 = \dot{y}_w$$

$$x_3 = x_w, x_4 = \dot{x}_3 = \dot{x}_w$$

$$x_5 = \alpha, x_6 = \dot{x}_5 = \dot{\alpha}$$

$$x_7 = \beta, x_8 = \dot{x}_7 = \dot{\beta}$$

$$x_9 = R, x_{10} = \dot{x}_9 = \dot{R}$$

$$s_n \equiv \sin x_n, \quad c_n \equiv \cos x_n,$$

$$V_5 = c_5 s_5 x_8^2 x_9 - 2x_{10} x_6 + g c_5 c_7$$

$$V_6 = 2x_8 (c_5 x_6 x_9 + s_5 x_{10}) + g s_7$$

$$V_7 = s_5^2 x_8^2 x_9 + g s_5 c_7 + x_6^2 x_9.$$

D'après les équations précédentes le système non linéaire de modèle mathématique complète non linéaire est :

$$\dot{x}_1 = x_2$$

$$\dot{x}_2 = N_1 + \mu_1 c_5 N_3$$

$$\dot{x}_3 = x_4$$

$$\dot{x}_4 = N_2 + \mu_2 s_5 s_7 N_3$$

$$\dot{x}_5 = x_6$$

$$\dot{x}_6 = \frac{(s_5 N_1 - c_5 s_7 N_2 + (\mu_1 - \mu_2 s_7^2) c_5 s_5 N_3 + V_5)}{x_9}$$

$$\dot{x}_7 = x_8$$

$$\dot{x}_8 = \frac{-(c_7 N_2 + c_5 s_7 N_2 + \mu_2 s_5 c_7 s_7 N_3 + V_6)}{s_5 x_9}$$

$$\dot{x}_9 = x_{10}.$$

$$\dot{x}_{10} = -c_5 N_1 - s_5 s_7 N_2 - (1 + \mu_1 c_5^2 + \mu_2 s_7^2 s_5^2) N_3 + V_7.$$

Annexe B

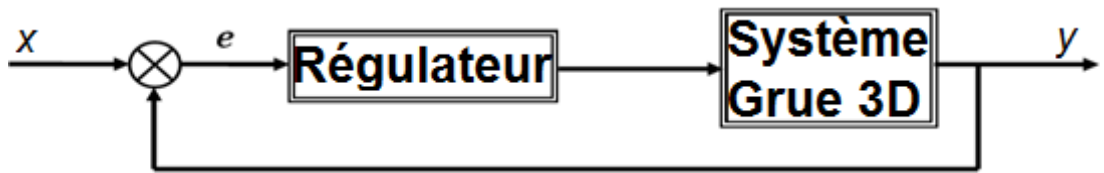


Figure : Chaîne de commande d'un système Grue 3D

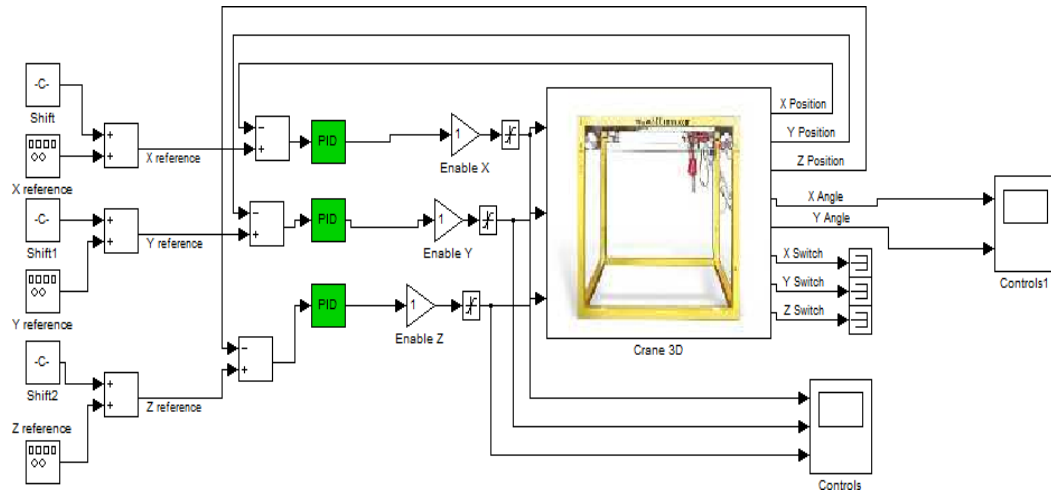


Figure : PID avec le système 3D grue sans contrôler les angles

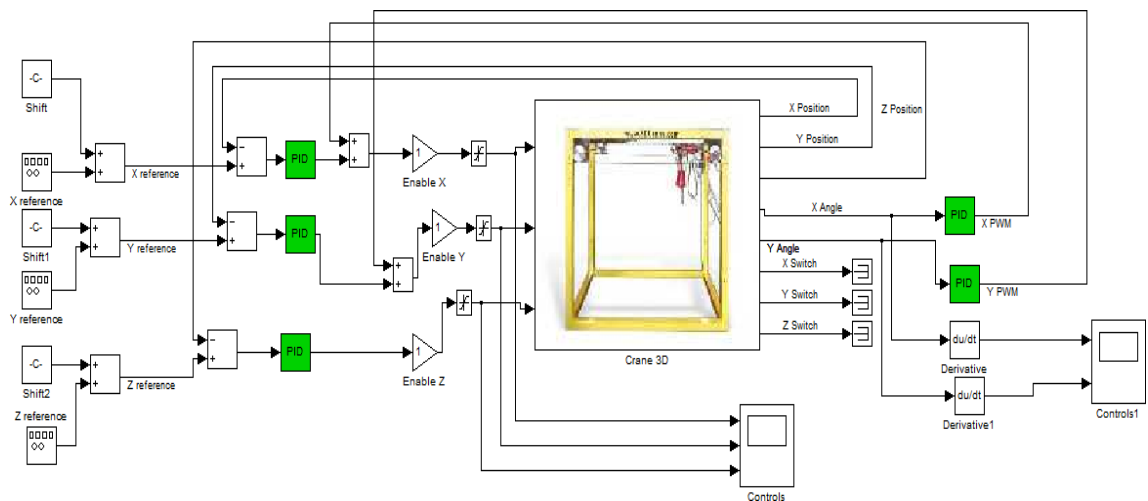


Figure : PID avec le système 3D grue avec contrôler les angles

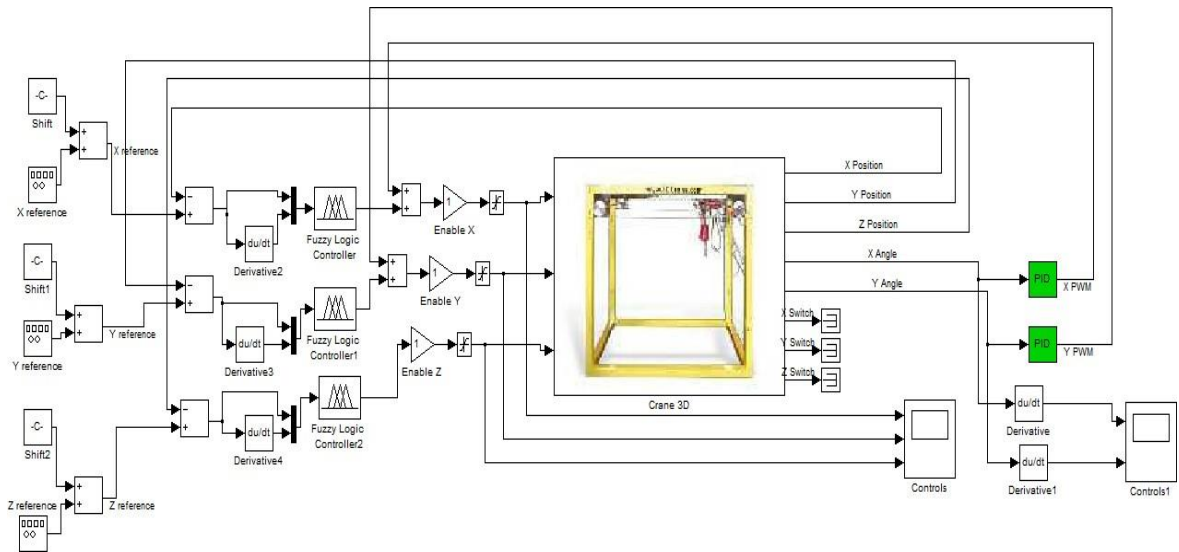


Figure : L'ANFIS avec le système 3D grue

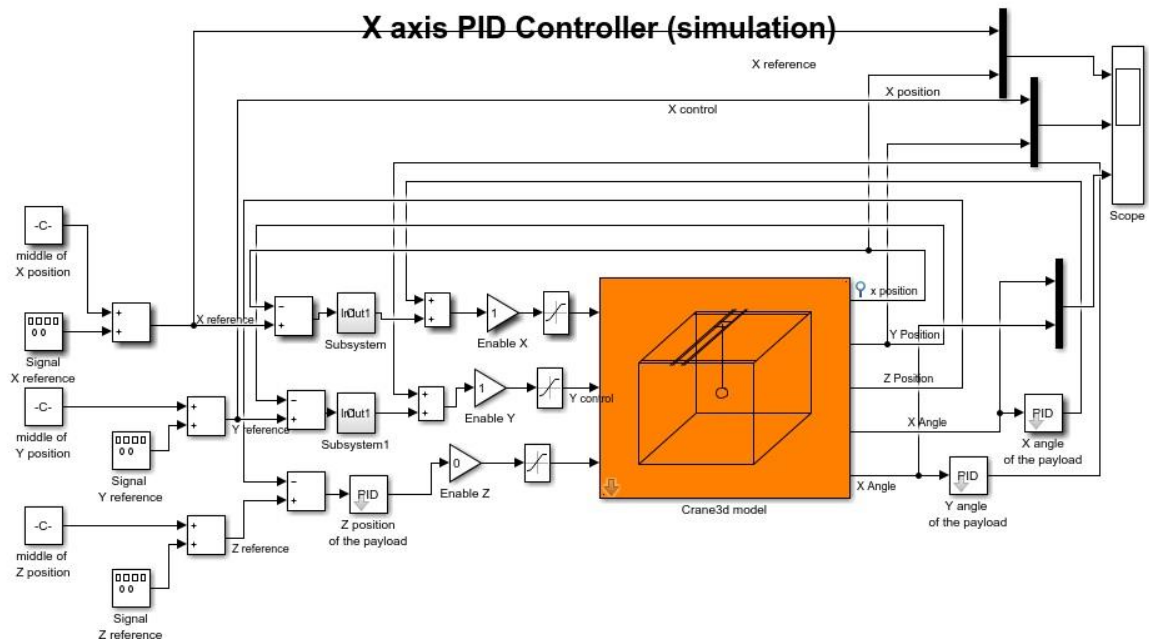
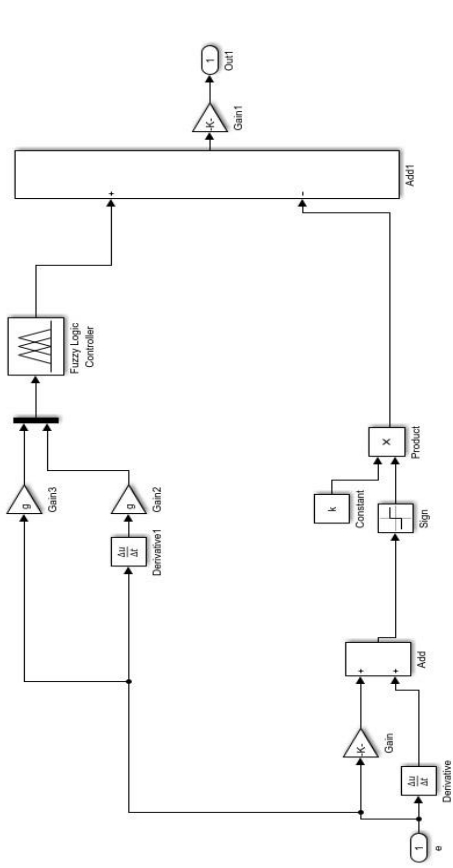
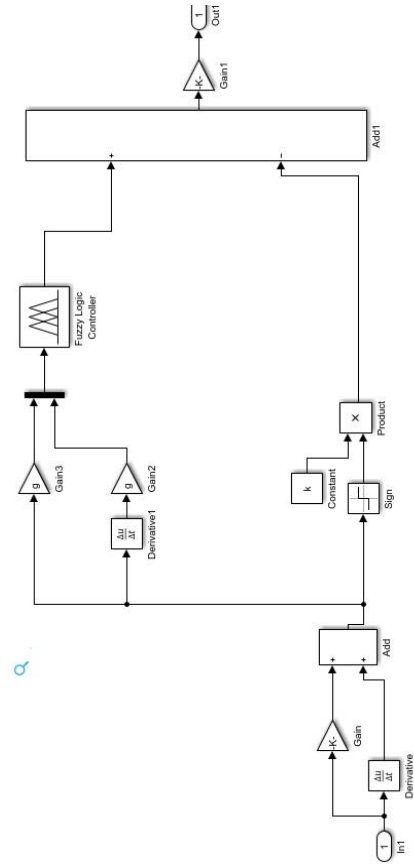


Figure : Les commande Fsmc et Nfsmc avec le système 3D grue



FSMCe ; NFSMC



FSMCs

BIBLIGRAPHIE

BIBLIGRAPHIE

1. Hanafy M. Omar 'Control of Gantry and Tower Cranes' Janvier, 2003
2. M. BOUTALBI OUSSAMA ' Commande par mode glissant du second ordre d'un portique à trois dimensions' 2014
3. institut nationale de recherche et de sécurité INR 'Pont roulant'
4. J. PIROTTE ' contrôle de ballant lors du déplacement d'une charge suspendue à un pont roulant ' ISILF
5. I. Cho, S. Kun, and. H.H Lee, "Sway Control Technology and Its Application for Overhead Traveling Cranes", 2000
6. Jacques Piriou 'Anti-sway contrôle du ballant de la charge' Janvier 2010
7. Inteco 3DCrane user's manual, (2014).
8. Micro Motors S.R.L. site web: <http://www.micromotors.eu/>.
9. BENHELLAL Belkheir, thèse doctorat 'Commande d'un système non linéaire par une méthode hybride' 2019
10. Cours 'Commande Intelligente Dr Samir ZEGHLACHE'
11. Mounir KARA-ZAITRI, Nouar MESSAOUDI, « Commande Neuro-Floue d'une suspension active de véhicule », Ingénieur d'Etat en Automatique, ENP, Algérie 2006
12. Toumi Riadh and Nefnouf Imad. "Commande numérique et par logique floue de la température du four tubulaire 60-F-01 avec implémentation du contrôleur flou sur DCS du type ELSGE BAILEY". Université De Boumerdes, 2010.
13. Dr. Bekakra Youcef. "Cours Techniques de Commande". Université Echahid Hamma Lakhdar–El Oued
14. Fatma Zohra DOUDAH, « Commande Floue et Neuro- Floue d'un Processus Siderurgique : Application à une Machine de Coulée Continue d'Acier », Mémoire Magister en Automatique à ENP, Algérie 2005

15. Talbi Nesrine. "Conception des Systèmes d'Inférence Floue par des Approches Hybrides : Application pour la Commande et la Modélisation des Systèmes Non linéaires". Université Sétif, 2014
16. khemar fatma thèse doctorat 'Contribution à l'Etude de la Commande d'une Machine Asynchrone : Approches Intelligentes' 2017
17. CHEKROUN Soufyane, « COMMANDE NEURO-FLOUE SANS CAPTEUR DE VITESSE D'UNEMACHINE ASYNCHRONE TRIPHASEE », Mémoire de Magister à ENSET d'Oran, 2009
18. Dr. Radhwane SADOUNI 'Cours Commande Intelligente'
19. Bezzaoucha Souad. "Différentes Stratégies de Commande Floue Appliquées à une Colonne d'absorption". Ecole Nationale Polytechnique Laboratoire de commande des processus, 2007.
20. Sahraoui mustapha thèse doctorat ' contrôle robuste des systèmes non linéaires par les Approches Intelligentes'
21. Yacine OUSSAR, « Réseaux d'ondelettes et réseaux de neurones pour la modélisation statique et dynamique de processus », Thèse de Doctorat à Université Paris, France 1998
22. Baydi Abdelkader, Nibat Foudil, « Commande d'un Robot Mobile Type voiture par Réseaux de Neurones », Mémoire d'ingénieur en automatique à université de Biskra 2006
23. (D. Ould abdeslam. Techniques neuromimétiques pour la commande dans les systèmes électriques : application au ltrage actif parallèle dans les réseaux électriques basse tension. Décembre, 2005.)
24. BENDAAS Ismail thèse Magister 'CONCEPTION D'UNE COMMANDE PAR MODE DE GLISSEMENT FLOUE D'UN MOTEUR A INDUCTION' 2011
25. Site Web : <https://fr.wikipedia.org/wiki/Automatique>.

ملخص

يركز مشروع التخرج هذا على نمذجة رافعة ثلاثية الابعاد (5 درجات حرية). و التي تمثل محاكاة مخبرية على مختلف المواقع ذات الجسور في مختلف المصانع لغرض تعليمي والتحكم بها بتقنيات الذكاء الاصطناعي وكذلك تقنية هجينة تجمع خاصية الوضع الانزلاقي وتقنيات الذكاء الاصطناعي كالمنطق الغامض والشبكات العصبونية الضبابية بغرض التقليل إلى أدنى حد من تأرجح الزوايا مع استمرار مسار الإشارة في المحاور الثلاثة، واجراء دراسة مقارنة تم الحصول عليها من خلال المتحكمات المذكورة سابقا كما جرينا اثنتين من الاختبارات لإثبات متانة الضوابط المطبقة من خلال الاضطرابات الخارجية وتغيير مسار المرجع. وقد أظهرت النتائج فعالية المتحكمات الهجينة و متانتها .

كلمات البحث: التحكم بتقنيات الذكاء الاصطناعي، التحكم الهجين بالوضع الانزلاقي، نظام الرافعة ثلاثية الابعاد.

Résumé :

Ce projet de fin d'études porte sur la modélisation de la grue 3D (5ddl) qui représente Un modèle de laboratoire pour un objectif éducatif d'un pont roulant qui est utilisé largement dans les industries et sa commande par les techniques de l'intelligence artificielle aussi la commande glissant floue et neurou-floue (FSMC, NFSMC) pour l'objectif de minimisation de balancement des angles avec la poursuite de trajectoire de référence au niveau des trois axes, une étude comparative des résultats obtenus par les différentes algorithmes est réalisée. Ainsi nous avons réalisé deux tests de performance pour prouver la robustesse des commandes appliquées, une perturbation externe et un changement de trajectoire de référence. Les résultats obtenus ont montré l'efficacité et la robustesse des méthodes hybride.

Mots clés : commande par technique de l'intelligence artificielle, commande hybride mode glissant-(flou/neuro-floue), système grue 3D

Abstract :

This graduation Project focus on modeling of 3d Crane which represent model of overhead gantry cranes are widely used in industry and his controlling with artificial intelligence technics and the hybrid method between sliding mode control and artificial intelligence ; the purpose of the controlling is the minimization of swing angles with continued reference trajectory in the three axes, a comparative study of results obtained by the different algorithms is performed. Also we conducted two performance tests to prove the robustness of controls applied an external disturbance and change of reference trajectory. The results have shown the effectiveness and robustness of the hybrid methods.

Keywords : artificial intelligence control, hybrid sliding-mode, 3D crane system.